



TESIS - TE142599

KLASIFIKASI DETAK JANTUNG NORMAL DAN ABNORMAL BERBASIS SINYAL EKG MENGUNAKAN METODE BACKPROPAGATION

VIKA OCTAVIANI
07111550050006

DOSEN PEMBIMBING
Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T.
Prof. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN JARINGAN CERDAS MULTIMEDIA
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017



TESIS - TE142599

KLASIFIKASI DETAK JANTUNG NORMAL DAN ABNORMAL BERBASIS SINYAL EKG MENGUNAKAN METODE BACKPROPAGATION

VIKA OCTAVIANI
07111550050006

DOSEN PEMBIMBING
Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T.
Prof. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc.

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN JARINGAN CERDAS MULTIMEDIA
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017

LEMBAR PENGESAHAN

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Teknik (M.T)

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

oleh:

Vika Octaviani

NRP. 07111550050006

Tanggal Ujian
Periode Wisuda

: 19 Desember 2017

: Maret 2018

Disetujui oleh:

1. Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T.
NIP: 196907301995121001

(Pembimbing I)

2. Prof. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc.
NIP: 195409251978031001

(Pembimbing II)

3. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T.
NIP: 196806011995121009

(Penguji)

4. Dr. Diah Puspito Wulandari, S.T., M.Sc.
NIP: 198012192005012001

(Penguji)

Dekan Fakultas Teknologi Elektro



Dr. Iri Arief Sardjono, S.T., M.T.
NIP: 197002121995121001

Halaman ini sengaja dikosongkan

PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi keseluruhan Tesis saya dengan judul **“KLASIFIKASI DETAK JANTUNG NORMAL DAN ABNORMAL BERBASIS SINYAL EKG MENGGUNAKAN METODE BACKPROPAGATION”** adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka. Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Surabaya, 19 Desember 2017



Vika Octaviani

NRP. 07111550050006

Halaman ini sengaja dikosongkan

KLASIFIKASI DETAK JANTUNG NORMAL DAN ABNORMAL BERBASIS SINYAL EKG MENGGUNAKAN METODE BACKPROPAGATION

Nama mahasiswa : Vika Octaviani
NRP : 07111550050006
Pembimbing : 1. Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T.
2. Prof. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc.

ABSTRAK

Kondisi fisiologis jantung manusia normal dan abnormal (arrhythmia) dapat diketahui melalui sinyal EKG (*Electrocardiography*). Penelitian ini bertujuan untuk melakukan pengenalan dan klasifikasi terhadap kondisi jantung manusia. Kondisi jantung tersebut yakni, *normal sinus rhythm*, *supraventricular arrhythmia*, *ventricular tachyarrhythmia* dan *atrial fibrillation*. Pemodelan sinyal menggunakan Pan-Tompkin *algorithm*, dimana dengan menggunakan algoritma tersebut, kita bisa mengekstrak informasi-informasi penting pada sinyal. Parameter yang didapatkan tersebut digunakan sebagai masukan bagi *Backpropagation (multi layer perceptron)* dengan fungsi sebagai data latih dan data uji. Data yang dipakai masing-masing subjek adalah 10 detik dengan total subjek 69 orang yang mewakili 4 kelas output. Hasil pengujian menunjukkan bahwa klasifikasi terbaik menggunakan 4 parameter inputan yaitu QRS kompleks, RR interval, nilai bpm dan *Interval Q-R*, dengan 5 layer tersembunyi (*hidden layer*) dengan *Training function* 500 dan laju pembelajaran (α) 0.4. Hasil klasifikasi untuk data uji menunjukkan bahwa kondisi jantung normal mendapatkan hasil akurasi sebesar 97.73%, *supraventricular arrhythmia* sebanyak 79.41%, *ventricular tachyarrhythmia* sebesar 100% dan *atrial fibrillation* sebanyak 92%, sehingga akurasi rata-rata didapatkan sebesar 93.99%. Setelah itu dilakukan *cross validation* dan didapatkan akurasi rata-rata adalah 93.08%.

Kata kunci: EKG, *Arrhythmia*, klasifikasi sinyal jantung, *Backpropagation*, *Pan-Tompkin Algorithm*

Halaman ini sengaja dikosongkan

CLASSIFICATION OF CARDIAC CONDITION BASED ON EKG SIGNAL USING BACKPROPAGATION METHOD

By : Vika Octaviani
Student Identity Number : 07111550050006
Supervisor(s) : 1. Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T.
2. Prof Dr. Ir.Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc.

ABSTRACT

The physiological conditions of normal and abnormal human heart (arrhythmia) can be known by EKG signals (Electrocardiography). This study aims to perform the introduction and classification of the human heart condition. These heart conditions are normal sinus rhythm, *supraventricular arrhythmia*, *ventricular tachyarrhythmia* and *atrial fibrillation*. Modeling the signal using Pan-Tompkin algorithm, where by using the algorithm, we can extract the important information on signal. The obtained parameters are used as input for *Backpropagation* (multi layer perceptron) with function as *training* data and test data. The data used by each subject is 10 seconds with a total of 69 subjects representing 4 output classes. The test results show that the best classification uses 4 input parameters ie *complex QRS*, RR interval, bpm and high Q-R values, with 5 *hidden layers* with *Training function* 500 and *learning rate* (α) 0.4. The results of the classification for the *testing* data showed for normal heart condition 97.73%, *supraventricular arrhythmia* 79.41%, 100% *ventricular tachyarrhythmia* and *atrial fibrillation* of 92%, so the average accuracy was 93.99%. After that cross validation and got the average accuracy is 93.08%.

Key words: EKG, Arrhythmia, classification of cardiac signals, *Backpropagation*, Pan-Tompkin Algorithm

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Syukur Alhamdulillah dipanjatkan kepada Allah SWT, berkat rahmat dan karunia-Nya tesis ini dapat diselesaikan. Berbagai suka dan duka telah dilalui untuk dapat menyelesaikan tesis ini, penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang tak terhingga kepada semua pihak, yang dengan ikhlas telah membantu dalam menyelesaikan tesis ini. Secara khusus penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang tulus kepada :

1. Dr. I Ketut Eddy Purnama, S.T., M.T dan Prof. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc. selaku dosen pembimbing yang telah mengarahkan, memberi koreksi, dan motivasi dalam tesis ini.
2. Bapak Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T, M.T., selaku koordinator bidang keahlian Jaringan Cerdas Multimedia Program Studi Teknik Elektro dan yang telah mengizinkan saya untuk ngelab di lab Visikom.
3. Bapak Arief Kurniawan, S.T, M.T, yang telah memberikan masukan dan motivasi dalam tesis ini.
4. Bapak Prof. Dr. Ir. Mauridhi Hery Purnomo, M.Eng selaku dosen wali yang selalu memberikan motivasi dalam menyelesaikan tesis ini.
5. Bapak-bapak selaku dosen penguji yang telah memberikan saran dan kritik dalam tesis ini.
6. Bapak/Ibu dosen pengajar di Program Studi Teknik Elektro, bidang keahlian Jaringan Cerdas Multimedia.
7. Ayah Drs. Hafni dan Ibu Yarnita atas motivasi dan doa-doanya yang selalu menyertai saya dalam setiap langkah, serta Agum Gumelar dan Aprillia Tri Utami, yaitu adik-adik saya tercinta yang selalu memotivasi dan mendukung saya.
8. Semua rekan-rekan mahasiswa S2 Teknik Elektro bidang keahlian Jaringan Cerdas Multimedia, Gametech, dan Telematika, CIO, Pengaturan, Sistem Tenaga atas diskusi, dukungan, semangat, dan doa.
9. Rekan-rekan seperjuangan JCM yang telah banyak membantu, khususnya Adlian Jefiza, Amalia Chairy, Te pang, Mbak Niya, Nanda dan Mbak Fera.

10. Teman-teman di Lab Visi computer yang telah banyak membantu penulis dalam menyelesaikan Tesis ini, Mas joko, Wega, pak yose, pak made, buk yuhana, buk tita, buk Rika.
11. Semua rekan-rekan dan adik-adik S1 anggota Lab B401 yang telah banyak mendukung saya dalam menyelesaikan tesis ini.
12. Partner in crime saya di Lab 406, yang menemani begadang, terimakasih Mbak Dilla, Mama Endah, Mbak Nurul, dan Uum.
13. Teman Lab 205 yaitu Ujang, mas chipe dan terkhusus Nova yang telah banyak membantu penulis dalam menyelesaikan tesis ini.
14. Semua pihak yang telah banyak membantu proses penyelesaian tesis ini.

Akhirnya dengan segala kerendahan hati penulis menyadari bahwa tesis ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu masukan, saran dan kritik untuk perbaikan sangat diharapkan oleh penulis. Dan selanjutnya, semoga penelitian dalam tesis ini bermanfaat bagi semua pihak yang membutuhkan.

Surabaya, 12 Oktober 2017

Penulis

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	iii
PERNYATAAN KEASLIAN TESIS	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL	xix
NOMENKLATUR	xxi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan	4
1.4 Batasan Masalah	5
1.5 Kontribusi	5
1.6 Metodologi Penelitian	5
1.7 Penelitian Terkait	6
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA	9
2.1 State of Art	9
2.2 Jantung dan Sinyalnya	9
2.3 Siklus Kelistrikan pada Jantung	11
2.4 Elektrokardiogram (EKG)	11
2.5 Teknik-Teknik Elektrokardiografi (Mehta and Lingayat, 2009)	12
2.6 Algoritma Pan-Tompkins	14
2.7 Jenis-jenis Detak Jantung	14
2.8 Klasifikasi aritmia:	15
2.8.1 Sel jantung	17

2.8.2	Waktu dan Tegangan	17
2.8.3	Bagian-bagian kompleks QRS	18
2.8.4	Penamaan garis-garis lurus	18
2.8.5	Penyebab Aritmia Jantung	20
2.8.6	Fibrilasi atrium (FA).....	20
2.8.7	Ventrikular Takiaritmia	21
2.8.8	Supraventrikular Takikardia	22
2.9	Data EKG Normal	24
2.9.1	Data EKG Atrium Fibrilasi.....	25
2.9.2	Data EKG Ventrikular Takikardia.....	26
2.9.3	Supraventrikular Aritmia	27
2.10	<i>K-Nearest Neighbor</i>	28
2.11	Artificial Neural Network (ANN)	29
2.12	Perhitungan Performance Metode	32
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN		35
3.1	Pemilihan data publik.....	35
3.2	Preprocessing.....	37
3.2.1	Transformasi	38
3.2.2	Bandpass Filter	39
3.2.3	Derivative	40
3.2.4	Squaring.....	40
3.2.5	Moving Average	41
3.2.6	Threshold.....	41
3.3	Ekstraksi Fitur	41
3.4	<i>K-Nearest Neighbor</i>	43
3.5	<i>Backpropagation</i> Neural Network	44
3.6	Perhitungan Performance Metode	46
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN		49
4.1	Data Penelitian	49
4.2	Preprocessing.....	49
4.2.1	Transformasi	49
4.2.2	Bandpass Filter	51

4.2.3	Derivative	53
4.2.4	Tahap Squaring	54
4.2.5	Moving Average.....	55
4.2.6	Tahap Thresholding (Ambang Batas)	56
4.2.7	Ekstraksi Fitur	57
4.3	Hasil Normalisasi Data	57
4.4	Klasifikasi	58
4.5	<i>Backpropagation</i>	59
4.6	Klasifikasi data 1 Menit	61
4.7	Klasifikasi data 1 Menit	62
4.7.1	Pengujian 2 fitur dengan Data 1 Menit	66
4.7.2	Pengujian 3 Fitur	74
4.7.3	Pengujian 4 fitur	79
4.8	Klasifikasi data 10 Detik.....	81
4.9	Pengujian Fitur 10 Detik.....	83
4.9.1	Penggunaan 2 Fitur	85
4.9.2	Penggunaan 3 Fitur	93
4.9.3	Penggunaan 4 Fitur	99
4.10	<i>K-Nearest Neighbor</i>	103
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN		107
5.1	KESIMPULAN.....	107
5.2	SARAN	107
DAFTAR PUSTAKA		109
Lampiran		111

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Sinyal, P, QRS, T(Ceylan et al., 2009)	10
Gambar 2.2 Pemasangan Elektroda Sadapan 12 Lead(wordpress.com).....	13
Gambar 2.3 Kertas EKG sebagai Interpretasi Durasi dan Amplitudo	18
Gambar 2.4 Gelombang EKG	19
Gambar 2.5 Gelombang EKG Normal	25
Gambar 2.6 Gelombang Data EKG Atrium Fibrilasi.....	26
Gambar 2.7 Gelombang EKG Ventrikular Takikardia	27
Gambar 2.8 Gelombang EKG Supraventrikular Aritmia.....	27
Gambar 2.9 Gelombang EKG normal 1 menit	28
Gambar 2.10 Model tiruan sebuah neuron (Purnomo and Kurniawan, A, 2006) .	30
Gambar 2.11 Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner	31
Gambar 3.1 Blok Diagram Penelitian	35
Gambar 3.2 Blok diagram Preprocessing.....	37
Gambar 3.3 Data EKG normal 10 detik.....	39
Gambar 3.4 Struktur <i>Backpropagation</i>	44
Gambar 4.1 Hasil Transformasi	50
Gambar 4.2 Normalisasi Data 3 Detik	50
Gambar 4.3 Hasil Low Pass Filter	51
Gambar 4.4 Low Pass Filter selama 3 Detik.....	51
Gambar 4.5 Hasil High Pass Filter.....	52
Gambar 4.6 High Pass Filter selama 3 Detik	52
Gambar 4.7 Hasil Derivative.....	53
Gambar 4.8 Hasil dari Integral Derivative selama 3 Detik.....	53
Gambar 4.9 Hasil Squaring	54
Gambar 4.10 Tahap Squaring selama 3 Detik	54
Gambar 4.11 Hasil Moving Average	55
Gambar 4.12 Moving Average kondisi 3 Detik	55
Gambar 4.13 Hasil threshold	56
Gambar 4.14 Threshold sinyal ECG selama 3 Detik	56
Gambar 4.15 Hasil Deteksi QRS Kompleks	57
Gambar 4.16 Presentase akurasi 4 fitur dari pola sinyal EKG berdasarkan <i>learning rate</i> (α) untuk data latih.....	59
Gambar 4.17 Perbandingan Akurasi berdasarkan <i>Learning rate</i> untuk Data Latih	62
Gambar 4.18 Akurasi 2 Fitur menggunakan Metode <i>Backpropagation</i>	73
Gambar 4.19 Nilai Akurasi 3 Fitur Menggunakan Metode <i>Backpropagation</i>	78
Gambar 4.20 Hasil Akurasi Semua Fitur yang digunakan dalam Penelitian	80
Gambar 4.21 Akurasi 2 Fitur Data 10 detik.....	93
Gambar 4.22 Akurasi 3 Fitur menggunakan Metode <i>Backpropagation</i>	99
Gambar 4.23 Akurasi 2-4 Fitur Menggunakan Data 10 Detik.....	101
Gambar 4.24 Hasil Klasifikasi menggunakan <i>Backpropagation</i> dan KNN	105

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR TABEL

Tabel 1.1 Penelitian Terkait	7
Tabel 2.1 Confusion Matrix	32
Tabel 4.1 Hasil Normalisasi Fitur	58
Tabel 4.2 Data <i>Training</i> dan <i>Testing</i> Pada Penelitian data 1 Menit	61
Tabel 4.3 Hasil ROC Data Latih 1 Menit	63
Tabel 4.4 Persentase Keberhasilan Pengenalan Pola Sinyal EKG pada Sampel Data Latih 1 Menit	64
Tabel 4.5 Pengaruh Jumlah Neuron Hidden Layer dan Laju Pembelajaran (a) terhadap Klasifikasi menggunakan Metode Backpropagation Neural Network pada Data Training 1 Menit	65
Tabel 4.6 Fitur QRS Kompleks dan RR Interval	66
Tabel 4.7 Fitur QRS Kompleks dan <i>Interval Q-R</i>	67
Tabel 4.8 Fitur QRS Kompleks dan BPM	68
Tabel 4.9 Fitur R-R Interval dan <i>Interval Q-R</i>	69
Tabel 4.10 Fitur R-R interval dan BPM.....	71
Tabel 4.11 Fitur <i>Interval Q-R</i> dan BPM	72
Tabel 4.12 Fitur QRS Kompleks, R-R Interval dan BPM	74
Tabel 4.13 Fitur QRS Kompleks, <i>Interval Q-R</i> dan BPM	75
Tabel 4.14 Fitur QRS Kompleks R-R Interval dan <i>Interval Q-R</i>	76
Tabel 4.15 Fitur R-R Interval, <i>Interval Q-R</i> dan nilai <i>BPM</i>	77
Tabel 4.16 Pengujian 4 fitur Menggunakan Metode <i>Backpropagation</i>	79
Tabel 4.17 Data <i>Training</i> dan <i>Testing</i> Pada Penelitian data 10 Detik	81
Tabel 4.18 Hasil ROC Data Latih 10 Detik	82
Tabel 4.19 Persentase Keberhasilan Pengenalan Pola Sinyal EKG pada Sampel Data Latih.....	83
Tabel 4.20 Pengaruh Jumlah Neuron Hidden Layer dan Laju Pembelajaran (a) terhadap Klasifikasi menggunakan Metode Backpropagation Neural Network pada Data Training 10 Detik	84
Tabel 4.21 Fitur (RR dan QR interval)	85
Tabel 4.22 Fitur (Bpm dan RR Interval)	86
Tabel 4.23 Fitur (QRS dan RR Interval).....	88
Tabel 4.24 Fitur (QR Interval, BPM).....	89
Tabel 4.25 Fitur (QRS Kompleks dan QR Interval)	90
Tabel 4.26 Fitur (QRS kompleks dan nilai Bpm)	92
Tabel 4.27 Fitur (QRS <i>complex</i> , RR interval dan QR Interval).....	94
Tabel 4.28 Fitur (QRS <i>complex</i> , Q-R Interval dan Bpm)	95
Tabel 4.29 Fitur (QRS <i>complex</i> , RR interval dan Nilai Bpm).....	96
Tabel 4.30 Fitur (RR interval, Interval Q-R dan Nilai Bpm).....	97
Tabel 4.31 Penggunaan 4 Fitur	100
Tabel 4.32 Persentase Keberhasilan Pengenalan Pola Sinyal EKG pada Sampel Data Uji 10 Detik	102

Tabel 4.33 Crosscheck Data Uji	103
Tabel 4.34 Presentase pengenalan data berdasarkan nilai K	104
Tabel 4.35 Rekap Hasil Akurasi KNN dan <i>Backpropagation</i>	105

NOMENKLATUR

EKG	= Elektrokardiograf
PAT	= Paroksismal Atrial Takikardia
SV	= Supraventricular
f_c	= Frekuensi input
Π	= Phi
R	= Resistor
C	= Kapasitor
Q	= Power Amplifier
Gain	= Penguatan Sinyal
T	= Periode Sampling
H	= Filtering
HR	= Heart Rate
Bpm	= beat per minute (jumlah denyut per menit)
N_d	= jumlah sampel pada lebar jendela integrasi
Hz	= Gelombang per detik
f_s	= frekuensi sampling/ frekuensi cuplik
f	= frekuensi
$H(wT)$	= Amplitudo Respon
N	= Ukuran atau total sampel
nab	= nilai maksimal
nbb	= nilai minimal
Nb	= nilai baru
nl	= nilai lama
MAV	= Moving Average Filter
q	= nilai konstanta
$s\bar{x}$	= Koefisien kesalahan standar
S^2	= varian data
S	= Standar deviasi data sampel
x_i	= Data sampel
X_j	= Data uji

r	= Variabel data
n	= Dimensi Data
j	= Hidden layer
k	= Output layer
y_{dk}	= Nilai keluaran yang menjadi target neuron k
y_{kp}	= Nilai keluaran nyata yang didapat pada neuron k
$\delta(p)$	= Gradien error
η	= Laju Pembelajaran
ne	= Jumlah Epoch
dat	= Data inputan
$f(in)$	= fungsi aktivas
in	= nilai input
e	= bilangan euler (2.71828)
in	= Nilai input
v	= Hasil kali fitur dengan bobot masing-masing
r	= Jumlah fitur data masukan
x_i	= nilai vektor
w_w	= bobot vector
w_{ij}	= bobot input-hidden layer
w_{jk}	= bobot hidden layer-output
i	= Neuron masukan

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Jantung merupakan organ utama dalam sistem kardiovaskuler sekaligus merupakan salah satu organ vital dalam tubuh manusia. Dalam kehidupan, jantung senantiasa dituntut untuk selalu dalam keadaan baik karena jantung berfungsi memompa darah yang membawa nutrisi ke seluruh tubuh. Gangguan fungsi jantung dapat berakibat fatal bagi kesehatan manusia, bahkan beberapa gangguan jantung dapat menyebabkan kematian. Untuk bisa mendeteksi adanya kelainan atau gangguan kerja jantung maka harus diketahui terlebih dahulu ritme kerja ataupun pola sinyal jantung itu sendiri.

Tahun 2011 World Health Organization (WHO) melaporkan lebih dari 36 juta jiwa meninggal akibat penyakit kardiovaskular. Penyakit kardiovaskular di Indonesia memiliki angka kematian yang paling tinggi dibandingkan penyakit lainnya. Sebanyak 63% dari seluruh kematian disebabkan oleh penyakit tidak menular dengan angka kematian tertinggi 30% pada CVD (Penyakit Kardiovaskular) (Geneva et al., 2011). Pada tahun 2015 terdapat 246 kematian akibat penyakit jantung setiap seratus ribu populasi di dunia, dan akan terus meningkat pada tahun 2030 menjadi 264 kematian.

Upaya untuk mengurangi angka kematian akibat penyakit kardiovaskular dapat dilakukan dengan mengetahui gejala abnormalitas pada jantung yang seringkali datang secara tiba-tiba. Untuk itu, pengenalan secara dini terhadap penyakit jantung dengan prosedur dan penanganan lanjutan dapat mencegah peningkatan resiko fatal dari serangan jantung. Informasi seputar kerja jantung, kondisi dan kelainan pada jantung dapat dilihat melalui grafik elektrokardiogram (EKG) berdasarkan kriteria-kriteria tertentu. EKG merupakan metode yang umum digunakan untuk melihat aktivitas elektrik atau kelistrikan jantung. Pengenalan pola rekaman EKG sangat penting dalam menegaskan keakuratan diagnosa kelainan jantung manusia oleh seorang dokter ataupun tenaga medis. Banyaknya pola

rekaman EKG merupakan suatu persoalan tersendiri dalam memberikan suatu penafsiran yang akurat mengenai kondisi dan kelainan pada jantung.

Kelainan dari fungsi jantung seseorang dapat dilihat dari rekaman sinyal EKG. Seorang ahli jantung menilai rekaman sinyal EKG dari bentuk gelombang, durasi, orientasi sinyal, dan irama sinyal. Penilaian ini relatif subyektif, tergantung dari keahlian dokter dan kondisi pasien. Seiring dengan kemajuan teknologi dan berkembangnya teknik-teknik pengolahan sinyal digital, banyak cara dikembangkan untuk mengenali kelainan jantung secara otomatis melalui pengenalan sinyal EKG (Rizal, 2015) (Herrero et al., 2005). Pengolahan sinyal EKG yang dilakukan bisa pada domain waktu dan domain frekuensi. Pada penelitian ini diujicobakan dalam domain waktu untuk pengenalan kelainan jantung melalui pola sinyal EKG.

Analisis sinyal EKG pada mulanya menyangkut pengenalan pola morfologi sinyal EKG. Namun morfologi tersebut selalu berubah, baik pada pasien yang berbeda maupun pada pasien yang sama. Variasi morfologi EKG ini dapat menyulitkan dalam analisis sinyal EKG, khususnya bagi tenaga medis yang kurang terlatih. Apalagi sinyal EKG biasanya mengandung banyak noise. Untuk itu perlu metode lain yang cocok dalam menganalisis sinyal EKG yang merupakan sinyal non-stasioner.

Sinyal biomedik pada umumnya adalah sinyal nonstasioner. Sinyal elektrik jantung termasuk sinyal biomedik yang nonstationer, dimana sinyal ini mempunyai karakteristik waktu-frekuensi yang sangat kompleks (Geneva et al., 2011), hal ini dikarenakan sifat sinyal nonstationer yang memiliki perubahan frekuensi di setiap waktu. Dengan cara ini maka deteksi bentuk sinyal dan durasi yang memisahkan mereka dapat dilakukan dengan lebih teliti. Ketidaknormalan sinyal EKG dapat diketahui dari berkurang atau berlebihnya durasi waktu dan frekuensi sinyal normal yang telah ditentukan oleh ahli kardiovaskular.

Di rumah sakit petugas medis dituntut memiliki kemampuan yang cukup dalam mengidentifikasi penyakit atau serangan jantung berdasarkan rekaman EKG. Namun pada kenyataannya banyak petugas medis tidak menguasai bagaimana cara membaca dan menginterpretasikan rekaman EKG. Dewasa ini pemrosesan sinyal digital dalam dunia kedokteran telah menjadi hal penting untuk membantu dokter

dalam membuat keputusan pada permasalahan medis. Sebagai contoh nyata adalah aplikasi pemrosesan sinyal digital dalam mendeteksi penyakit jantung berdasarkan sinyal atau rekaman EKG.

Hasil ekstraksi parameter-parameter karakteristik sinyal EKG mempunyai tingkat variabilitas yang tinggi. Suatu sinyal EKG dapat menampilkan interval waktu-frekuensi yang berbeda-beda, maka akan menghasilkan pola sinyal yang berbeda-beda pula. Untuk membedakan antara sinyal dengan kondisi normal dan abnormal maka diperlukan suatu pengklasifikasi atau *classifier* guna mendapat klasifikasi terbaik dari suatu pola sinyal. Salah satu metode yang handal dalam pengenalan pola adalah *artificial neural network* (ANN) (M. Ham and Ivica Kostanic, 2000). ANN mampu menyelesaikan persoalan rumit yang sulit atau bahkan tidak mungkin jika diselesaikan dengan menggunakan komputasi konvensional. ANN merupakan salah satu sistem pemrosesan informasi yang didesain dengan menirukan cara kerja otak manusia dalam menyelesaikan suatu masalah dengan melakukan proses belajar melalui perubahan bobot sinapsisnya. ANN mampu melakukan pengenalan kegiatan berbasis data masa lalu yang akan dipelajari sehingga mempunyai kemampuan untuk memberikan keputusan terhadap data yang belum dipelajari.

Penelitian terkait tentang sinyal EKG adalah penelitian ekstraksi fitur dari sinyal EKG menggunakan discrete wavelet transform dan klasifikasi sinyal EKG menggunakan Artificial Neural network dan logika fuzzy (Ellahi et al., 2013), data yang digunakan sama dengan penelitian ini yakni berasal dari MIT- BIH Arrhythmia, tetapi fitur yang digunakan hanya tiga fitur yaitu QRS kompleks, RR interval dan gelombang tepi untuk pemetaan struktur. Preprocessingnya menggunakan bandpass filter dan discrete wavelet transform, hasil yang didapatkan adalah nilai sensitivitas sebesar 80% dan hasil dari akurasinya sebesar 85 %.

Tahun 2017 penelitian tentang aritmia juga dilakukan yaitu menggunakan data pengujian dari MIT-BIH Arrhythmia dengan 11 kelas aritmia dengan memanfaatkan fitur wavelet transform untuk mereduksi noise yang ada pada sinyal EKG, fitur yang dipakai adalah fitur interval waktu dan statistik. Untuk metode klasifikasi aritmia menggunakan Support vector machine (SVM), didapatkan

sensitivitas sebesar 85,15% dengan akurasi rata-rata semua kelas aritmia 87.93%.(Chia et al., 2017).

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah, dapat dirumuskan bahwa dalam menentukan kondisi jantung seseorang berdasarkan data EKG hanya bergantung pada dokter ahli saja, penilaian ini relatif subyektif, tergantung dari keahlian dokter dan kondisi pasien, seiring dengan kemajuan teknologi dan berkembangnya teknik-teknik pengolahan sinyal digital, banyak cara dikembangkan untuk mengenali kelainan jantung secara otomatis melalui pengenalan pola sinyal EKG. Perlu adanya sistem berbasis teknologi yang dapat menentukan kondisi jantung manusia yang lebih akurat dan otomatis untuk membantu dokter menegakkan diagnosa. Serta mewujudkan hasil komputasi yang dapat menduplikasi pengetahuan ahli kardiologi yang diharapkan akan memberikan kemudahan bagi analis medis di lapangan dalam mendiagnosa kelainan jantung pada saat minimnya jumlah dokter spesialis kardiologi. Seperti yang kita ketahui gejala abnormalitas pada jantung yang seringkali datang secara tiba-tiba. Untuk itu, pengenalan secara dini terhadap penyakit jantung dengan prosedur dan penanganan lanjutan dapat mencegah peningkatan resiko fatal dari serangan jantung. Pada penelitian sebelumnya belum mendapatkan hasil klasifikasi kondisi jantung normal dan abnormal dengan akurasi tinggi. Butuh pembaharuan baik dalam segi penggunaan fitur, kelas penyakit jantung dan metode klasifikasinya.

1.3 Tujuan

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan algoritma untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan sinyal jantung berdasarkan pola sinyal EKG dari kondisi jantung normal, *Supraventricular arrhythmia*, ventricular tachyarrhythmia dan *atrial fibrillation* yang diidentifikasi secara sistematis menggunakan algoritma Pan-Tompkin dan metode multilayer perceptron-*Backpropagation*. Metode yang diusulkan diharapkan dapat diwujudkan dalam pengembangan Sistem Cerdas Diagnosa Jantung untuk aplikasi klinis.

1.4 Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini adalah :

1. Data yang digunakan adalah data publik dari MIT-BIH Arrhythmia database pada Physionet.bank
2. Terdapat 4 kelas klasifikasi yakni *normal sinus rhythm*, *supraventricular arrhythmia*, ventricular tachyarrhythmia dan *atrial fibrillation*.
3. Metode ekstraksi ciri dengan Pan-Tompkins *Algorithm*.
4. Penggunaan fitur QRS kompleks, R-R Interval, *Interval Q-R* dan nilai BPM sebagai fitur dalam penelitian.
5. Penelitian ini membahas tentang klasifikasi detak jantung normal dan abnormal berdasarkan pola EKG dengan menggunakan ANN-*Multi Layer Perceptron backpropagation*.

1.5 Kontribusi

Kontribusi dari penelitian ini adalah membantu analis medis atau dokter mempermudah diagnosis jantung pada pasien, agar deteksi dini mengenai kelainan kondisi jantung dapat ditangani secara cepat dan penanganan lanjutan dapat mencegah peningkatan resiko fatal dari serangan jantung.

1.6 Metodologi Penelitian

Pada penelitian ini ada beberapa tahapan penelitian yang dilakukan, pertama pengambilan data publik melalui Physionet.atm, yaitu data dari MIT-BIH arrhythmia database, setelah itu dilakukan pengambilan data empat kelas, yaitu Normal sinus rhythm, *supraventricular arrhythmia*, ventricular tachyarrhythmia dan *atrial fibrillation*. Data yang diambil berupa data dengan format .txt, data diambil dalam durasi 10 detik dan juga 1 menit, guna membandingkan mana data yang paling optimal digunakan dalam penelitian, kemudian data tersebut mengalami tahap preprocessing untuk menghilangkan noise yang ada pada data sinyal EKG tersebut, hal yang dilakukan pertama adalah data di transformasi, setelah itu dilakukan Bandpass filter yaitu low pass filter dan high pass filter, setelah itu masuk ke tahap derivative, squaring, moving average dan terakhir thresholding.

Selanjutnya data yang sudah dithreshold diekstraksi fiturnya, jadi ada 4 buah fitur yang dipakai dalam penelitian ini, yaitu QRS kompleks, interval Q-T, RR interval dan nilai bpm. Data yang sudah di ekstrak tersebut menjadi inputan dalam tahap klasifikasi, pada tahap klasifikasi menggunakan metode *Backpropagation* (multilayer perceptron) dan juga metode *K-Nearest Neighbor* sebagai metode pembandingan dalam penelitian ini.

1.7 Penelitian Terkait

Beberapa riset terkait yang pernah diteliti sebelumnya seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1.1

Tabel 1.1 Penelitian Terkait

No	Judul Penelitian	Metode yang Digunakan	Hasil Penelitian	Keterangan
1	DWT- Based Feature Extraction from EKG Signal(Ellahi et al., 2013)	<ul style="list-style-type: none"> • Discreate wavelet transform • ANN • Fuzzy LOgic 	fitur yang digunakan hanya tiga fitur yaitu QRS kompleks, RR interval dan gelombang tepi untuk pemetaan struktur. Preprocessingnya menggunakan bandpass filter dan discreate wavelet transform, hasil yang didapatkan adalah nilai sensitifitas sebesar 80% dan hasil dari akurasinya sebesar 85 %.	2013. American Journal of Engineering Research, Volume 2, Issue 3
2	ECG Beats Classification Using Mixture of Features(Das and Ari, 2014)	<ul style="list-style-type: none"> • DWT Level 4 • Pan-Tompkins Algoritma 	Klasifikasi 5 kelas aritmia yaitu Normal (N), Beat ektopik ventrikel (V), Beat ektopik supraventrikular (S), Fusion (F), dan beat yang tidak diketahui (Q) dengan menggunakan campuran fitur. Dua metode ekstraksi fitur yang berbeda diusulkan yaitu fitur berbasis S-transform beserta fitur temporal dan campuran fitur berbasis ST dan WT beserta fitur temporal. Kinerja sensitivitas rata-rata dari teknik ekstraksi fitur yang diusulkan untuk N, S, F, V, dan Q masing-masing adalah 95,70%, 78,05%, 49,60%, 89,68%, dan 33,89% dengan menggunakan MLP-NN.	Hindawi Publishing Corporation International Scholarly Research Notices Volume 2014, Article ID 178436, 12 pages http://dx.doi.org/10.1155/2014/178436
3	Robust arrhythmia classifier using wavelet transform and support vector machine classification(Chia et al., 2017)	<ul style="list-style-type: none"> • Wavelet Transform • Support Vector Machine 	11 kelas aritmia dengan memanfaatkan fitur wavelet transform untuk mereduksi noise yang ada pada sinyal EKG, fitur yang dipakai adalah fitur interval waktu dan statistik. Untuk metode klasifikasi aritmia menggunakan Support vector machine (SVM), didapatkan sensitivitas sebesar 85,15% dengan akurasi rata-rata semua kelas aritmia 87.93%.	2017 IEEE 13th International Colloquium on Signal Processing & its Applications (CSPA 2017), 10 - 12 March 2017, Penang, Malaysia

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 2

KAJIAN PUSTAKA

2.1 State of Art

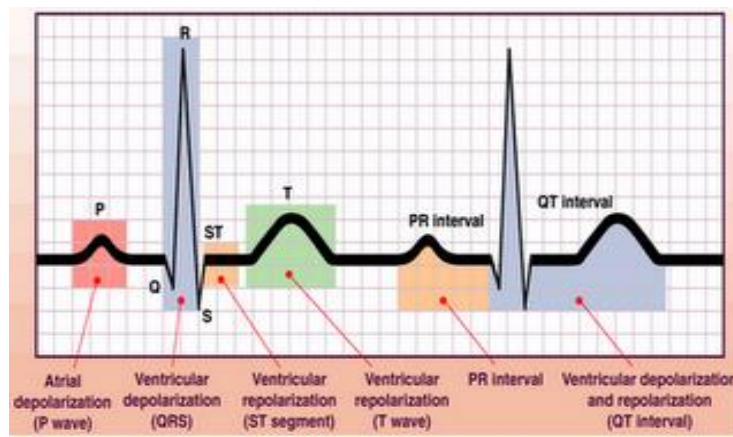
Pada penelitian terkait mengenai sinyal EKG yang digunakan adalah penelitian tentang klasifikasi sinyal EKG, pada tahap preprocessing menggunakan discrete wavelet transform dan bandpass filter yaitu low pass filter dan highpass filter, sehingga mendapatkan tiga buah fitur dari hasil ekstraksi fitur yaitu QRS kompleks, RR interval dan gelombang tepi untuk pemetaan struktur. Hasil yang didapatkan melalui metode klasifikasi kombinasi adalah artificial neural network (ANN) hibrid dan logika fuzzy mendapatkan nilai sensitifitas sebesar 80% dan hasil dari akurasi sebesar 85 % (Ellahi et al., 2013). Penelitian mengenai kemampuan mengidentifikasi aritmia secara otomatis dari rekaman EKG untuk diagnosis klinis dan perawatan. Diagnosis penyakit jantung menggunakan artificial neural network menggunakan data rekaman 12 lead/elektroda. Dalam penelitian ini, mengklasifikasikan aritmia pada kelas normal dan abnormal dengan menggunakan data dari UCI- arrhythmia dan melatih dan menguji tiga model jaringan syaraf tiruan. Model ANN dilatih dengan algoritma *Backpropagation* statis dengan aturan belajar momentum untuk mendiagnosis aritmia jantung. Kinerja klasifikasi dievaluasi dengan menggunakan ukuran seperti mean squared error (MSE), spesifitas klasifikasi, sensitivitas, akurasi, karakteristik operasi penerima (ROC). Dari tiga model JST, multilayer perceptron telah memberikan hasil klasifikasi yang baik dalam hal akurasi klasifikasi dan sensitivitas masing-masing sebesar 86,67% dan 93,75% sedangkan ANN Modular telah memberikan spesifisitas klasifikasi 93,1%.

2.2 Jantung dan Sinyalnya

Jantung merupakan alat pemompa darah. Letaknya dalam rongga dada agak ke kiri (Sornanathan and Khalil, 2010). Pada saat janin masih dalam kandungan, jantung mulai berdetak minggu ke-4. Fungsi utama dari jantung adalah untuk memompa darah melewati pembuluh darah arteri, kapiler, dan vena. Seperti yang kita ketahui berasama, darah merupakan sarana transportasi untuk

mengantarkan oksigen dan nutrisi lainnya yang dibutuhkan oleh jaringan-jaringan yang ada pada tubuh (Martini et al., 2015). Oleh karena itu, fungsi jantung sangatlah penting. Setelah diketahui potensial sinyal kelistrikan pada jantung maka akan dapat diketahui bagaimana sinyal P, QRS, T dapat dihasilkan.

Ketika proses kelistrikan terjadi pada jantung maka akan menimbulkan sinyal dengan bentuk yang khas. Sinyal jantung dapat dilihat dengan menggunakan EKG. Apabila dilihat dari EKG, maka akan muncul sinyal P, QRS, dan T. Gambar 2.1 merupakan sinyal EKG normal yang terdiri dari sinyal P, QRS dan T. Sinyal tersebut merupakan sinyal yang muncul ketika jantung berkontraksi. Sinyal PQRST menunjukkan saat terjadinya fase depolarisasi dan repolarisasi. Sinyal P merupakan sinyal yang pertama muncul dan sinyal P merupakan sinyal yang terjadi ketika fase depolarisasi atrium. Sinyal yang kedua adalah sinyal Q sinyal ini merupakan sinyal yang terjadi atau terbentuk ketika fase repolarisasi. Sinyal yang ketiga adalah sinyal R yang merupakan sinyal tertinggi diantara sinyal-sinyal lainnya dan sinyal R ini terjadi atau muncul ketika fase depolarisasi menyebar dari bagian dalam ke bagian luar dasar ventrikel. Sinyal yang keempat merupakan sinyal S yaitu sinyal yang muncul ketika fase depolarisasi menyebar naik dari bagian dasar ventrikel. Kemudian sinyal yang terakhir muncul yaitu sinyal T yang terjadi karena fase repolarisasi atrium.



Gambar 2.1 Sinyal, P, QRS, T(Ceylan et al., 2009)

2.3 Siklus Kelistrikan pada Jantung

Siklus kelistrikan pada jantung sangat berkaitan dengan pemompaan darah yang terjadi pada jantung. Tepatnya ketika darah terpompa keluar jantung maka otot bilik akan mengendur dan mengalami relaksasi maksimal yang membuat tekanan pada jantung menjadi sangat rendah dan fase ini disebut dengan diastol. Sedangkan fase sistol yang terjadi pada jantung disebabkan karena keadaan tekanan pada ruang jantung yang maksimal. Penyebab tekanan diruang jantung menjadi maksimal dikarenakan ketika darah masuk ke dalam bilik maka rangsangan pada berkas His akan terputus dalam waktu kurang dari sepuluh detik dan otot jantung mengalami relaksasi namun kemudian darah dalam jumlah yang banyak dipompa dari bilik ke pembuluh arteri pulmonalis dan aorta ketika otot bilik menguncup.

Sel yang melakukan inisiasi serta mendistribusikan rangsangan untuk melakukan kontraksi merupakan bagian dari sistem konduksi (*conducting sistem*) pada jantung atau sering juga disebut sebagai nodal sistem. Sistem ini merupakan jaringan dari sel-sel khusus sel jantung yang bertugas untuk menginisiasi dan mendistribusikan impuls listrik (Martini et al., 2015). Ada 3 komponen yang terdapat pada nodal sistem yaitu: Sinoatrial (SA) *node*, Atrioventricular (AV) *node*, dan Sel-sel konduksi. AV *node* terletak pada percabangan diantara bilik dan serambi kanan. Sedangkan yang dimaksud dengan sel-sel konduksi adalah sel-sel yang ada di jantung yang bertugas untuk menyambungkan antar 2 *node* dan mendistribusikan stimulus kontraksi melalui myocardium.

2.4 Elektrokardiogram (EKG)

Elektrokardiogram (EKG) menggambarkan aktivitas listrik jantung dan merupakan parameter fisiologi yang paling penting dan dapat memberikan penilaian yang tepat mengenai fungsi jantung. EKG adalah rekaman grafis dari aktifitas listrik jantung yang digunakan untuk diagnosis klinis. Penelitian ini dirancang untuk menemukan metode untuk sinyal EKG dengan analisis yang sederhana dan akurasi yang baik serta membutuhkan waktu komputasi yang sedikit.

Elektrokardiogram (EKG) umumnya digunakan untuk diagnosis kelainan kardiovaskuler. Aktivitas listrik jantung yang dihasilkan oleh perubahan ion yang dapat direkam melalui penempatan elektroda pada permukaan kulit. Pertama, EKG

tercatat pada 1800-an, pada tahun 1887 tepatnya, dan sejak itu menjadi alat klinis yang sangat berharga digunakan untuk memahami dan mendiagnosis berbagai aspek abnormal dari fungsi jantung. Willem Einthoven, seorang ahli fisiologi Belanda dianggap sebagai ayah dari EKG. Meskipun teknologi yang digunakan untuk mengumpulkan rekaman EKG telah jelas berubah dalam 120 tahun terakhir, dasar-dasar EKG dan interpretasi hanya sedikit mengalami perubahan selama beberapa tahun ini (Smith and Fernhall, 2011).

EKG adalah grafik hasil catatan potensial listrik yang dihasilkan oleh denyut jantung. Sinyal EKG terdiri atas :

- a. Gelombang P, terjadi akibat kontraksi otot atrium, gelombang ini relatif kecil karena otot atrium yang relatif tipis.
- b. Gelombang QRS, terjadi akibat kontraksi otot ventrikel yang tebal sehingga gelombang QRS cukup tinggi. Gelombang Q merupakan deplesi pertama kebawah. Selanjutnya deplesi ke atas adalah gelombang R. Deplesi ke bawah setelah gelombang R disebut gelombang S.

Tujuan utama dari EKG adalah untuk melihat aktivitas jantung, dan juga untuk melihat struktur dan fungsi jantung. Beberapa contoh kegunaan dari EKG adalah :

- a. Mendeteksi serangan jantung
- b. Memonitoring efek dari pengobatan terhadap organ jantung
- c. Digunakan dalam pemanduan letak anatomi posisi jantung pada saat menggunakan CTA (*Computer Tomography Angiography*).
- d. Memantau aktivitas kelistrikan jantung.

2.5 Teknik-Teknik Elektrokardiografi (Mehta and Lingayat, 2009)

Pada dasarnya ada tiga teknik yang digunakan dalam elektrokardiografi, yaitu:

- a. Standard klinical EKG.

Teknik ini menggunakan 12 lead yang ditempatkan pada titik-titik tubuh tertentu. Teknik ini dipakai untuk menganalisis kondisi jantung pasien.

b. *Vectorcardiogram*.

Teknik ini menggunakan 3 elektroda yang ditempatkan pada titik-titik tubuh tertentu seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.2, teknik ini menggunakan pemodelan potensial tubuh sebagai vektor tiga dimensi dengan menggunakan sadapan baku bipolar.

c. *Monitoring EKG*.

Teknik ini menggunakan 1 atau 2 elektroda yang ditempatkan pada titik-titik tubuh tertentu. Teknik ini digunakan untuk monitoring pasien dalam jangka panjang.

Pada penelitian ini digunakan teknik *Vectocardiogram* dimana data sinyal EKG diperoleh dari modul yang terpasang dengan elektroda yang ditempelkan pada bagian tubuh. Untuk bisa mengamati sinyal listrik jantung yang memiliki amplitudo sangat kecil dibutuhkan teknik penyadatan dan akuisisi yang benar.



Gambar 2.2 Pemasangan Elektroda Sadapan 12 Lead(wordpress.com)

Gambar 2.2 menunjukkan EKG 12 Lead, dimana masing-masing sadapan dijelaskan sebagai berikut:

- 1) Lead I, aVL, V5, V6 menunjukkan bagian lateral jantung
- 2) Lead II, III, aVF menunjukkan bagian inferior jantung
- 3) Lead V1 s/d V4 menunjukkan bagian anterior jantung
- 4) Lead aVR hanya sebagai petunjuk apakah pemasangan EKG sudah benar

2.6 Algoritma Pan-Tompkins

Algoritma Pan-Tompkins dikembangkan oleh Pan dan Tompkins (Pan and Tompkins, 1985). Algoritma dasar ini mencakup 5 langkah yaitu *band pass filtering*, *differentiation*, *squaring*, *moving window integration*, dan *thresholds adjustment*. *Band pass filtering* mengurangi *noise* dari sinyal EKG. Operator turunan menemukan lereng tinggi yang biasanya membedakan puncak R dari gelombang EKG lainnya dan menekan komponen frekuensi rendah yaitu gelombang P dan T. Operasi kuadrat adalah titik demi titik kuadrat sinyal EKG yang digunakan untuk meningkatkan komponen frekuensi tinggi dan menekan perbedaan kecil yang timbul dari gelombang P dan T. Integrasi gunanya meringkas area di bawah bentuk gelombang kuadrat selama interval yang sesuai. Integrasi mengekstrak kemiringan gelombang R. Signal to noise ratio meningkat setelah sinyal EKG dilewatkan dari band pass filter. Oleh karena itu, dilakukan penyesuaian threshold dan sensitivitas algoritma. Keuntungan menggunakan algoritma Pan-Tompkins dibandingkan dengan teknik ekstraksi fitur lainnya yang tersedia adalah sensitivitas dan efisiensi algoritma Pan-Tompkins yang tinggi (Cuomo et al., 2016) dan upaya komputasi juga kurang. Algoritma Pan Tompkins bisa mengurangi kebisingan atau *noise* pada langkah awalnya, jadi tidak perlu menggunakan teknik lain secara terpisah.

2.7 Jenis-jenis Detak Jantung

Aritmia jantung adalah gangguan pada laju atau irama detak jantung, detak jantung bisa menjadi terlalu cepat, terlalu lambat, atau iramanya tidak beraturan (kadang cepat, kadang lambat). Jenis-jenis aritmia jantung cukup beragam. Kondisi detak jantung yang terlalu kencang disebut sebagai takikardia, sedangkan detak jantung yang terlalu lambat disebut sebagai bradikardia. Meski kedengarannya agak menakutkan, namun sebenarnya sebagian besar kasus aritmia tidaklah membahayakan. Memang ada yang kondisinya serius bahkan bisa berakibat fatal, tapi itu jarang terjadi. Aritmia jantung bisa disembuhkan dan para penderitanya dapat hidup selayaknya orang yang memiliki detak jantung normal.

Pada umumnya, tipe-tipe arrhythmia dapat dikelompokkan dalam dua kelompok besar, yakni bradycardia dan tachycardia. Tipe arrhythmia yang dapat menyebabkan detak jantung menjadi lebih lambat dari batas normal dikelompokkan dalam tipe bradycardia. Sebaliknya, bila tipe arrhythmia tersebut menyebabkan detak jantung menjadi lebih cepat, maka dikelompokkan dalam tipe tachycardia. Berdasarkan pada tempat terjadinya ketidaknormalan pola atau cara kerja jantung, tipe arrhythmia juga dapat dikelompokkan dalam dua kelompok besar, yakni tipe atrial dan tipe ventricular. Bila ketidaknormalan terjadi pada bagian atrium, maka tipe arrhythmia tersebut dikelompokkan dalam tipe atrial. Sebaliknya, bila ketidaknormalan terjadi pada bagian ventricle, maka tipe arrhythmia tersebut dikelompokkan dalam tipe ventricular. Pada penelitian ini dibatasi hanya pada tipe normal sinus rhythm, *atrial fibrillation*, *supraventricular arrhythmia* dan *ventricular tachyarrhythmia*.

Denyut jantung biasanya mengacu pada jumlah waktu yang dibutuhkan oleh detak jantung per satuan waktu, secara umum direpresentasikan sebagai bpm (beats per minute). Denyut jantung yang optimal untuk setiap individu berbeda-beda tergantung pada kapan waktumengukur detak jantung tersebut (saat istirahat atau setelah berolahraga). Variasi dalam detak jantung sesuai dengan jumlah oksigen yang diperlukan oleh tubuh saat itu. Pada orang dewasa yang sehat, saat sedang istirahat maka denyut jantung yang normal adalah sekitar 60-100 denyut per menit (bpm). Jika didapatkan denyut jantung yang lebih rendah saat sedang istirahat, pada umumnya menunjukkan fungsi jantung yang lebih efisien dan lebih baik kebugarankardiovaskularnya.

2.8 Klasifikasi aritmia:

1. Irama yang berasal dari nodus SA
2. Aritmia atrial
3. Aritmia AV jungisional
4. Aritmia Supra ventricular
5. Aritmia ventricular
6. Gangguan hantaran pada sekitar berkas His dan percabangannya
7. Sinus aritmia

8. Sinus takikardia

Aritmia adalah masalah pada irama jantung ketika organ tersebut berdetak terlalu cepat, terlalu lambat, atau tidak teratur. Aritmia terjadi karena impuls elektrik yang berfungsi mengatur detak jantung tidak bekerja dengan baik. Jenis-jenis aritmia yang paling umum dijumpai antara lain:

a. Aritmia atrial

- 1) Fibrilasi atrial dengan respon ventrikel cepat, lambat atau normal.
- 2) Flutter atrial
- 3) Atrial takikardia (PAT: Paroksismal Atrial Takikardia)
- 4) Ekstrasistol atrial
- 5) AV junctional ekstrasistol
- 6) AV junctional takikardia paroksimal

b. Aritmia supraventricular

- 1) Aritmia SV multivokal
- 2) Multifokal SV takikardia
- 3) Multifocal SV takikardia dengan blok SV ekstrasistol.
- 4) Flutter ventricular
- 5) Fibrilasi ventricular
- 6) Parasistol ventricular

c. Gangguan hantaran pada sekitar berkas His dan percabangannya

- 1) Blok AV derajat 1,2 dan 3
- 2) BBB (Bundle Branch Block)

EKG adalah sebuah alat yang mempunyai kemampuan klinis yang luar biasa, baik keunggulan dalam hal kemudahannya untuk dipelajari maupun kemampuannya memberikan informasi yang bermanfaat dalam segala situasi yang luar biasa bahkan informasi yang kritis. Dengan hanya melirik ke EKG saja seseorang mampu mendiagnosis infark miokard yang sedang berlangsung, mengenali aritmia yang berpotensi mengancam jiwa, menunjukkan dengan tepat efek kronis hipertensi yang sudah berlangsung lama atau efek akut dari emboli paru massif, atau memberikan suatu jaminan kepada seseorang yang ingin memulai program latihan fisik. Tapi perlu diingat juga bahwa EKG hanyalah sebuah alat, dan seperti semua alat lainnya, manfaatnya bergantung pada penggunaannya.

2.8.1 Sel jantung

Dari sudut pandang seorang elektrokardiografer, jantung tersusun atas tiga jenis sel:

1. Sel pacu jantung (pacemaker cells) yang dalam kondisi normal merupakan sumber daya listrik jantung.
2. Sel konduksi listrik yang merupakan kabel listrik jantung
3. Sel miokardium yaitu mesin kontraksi jantung.

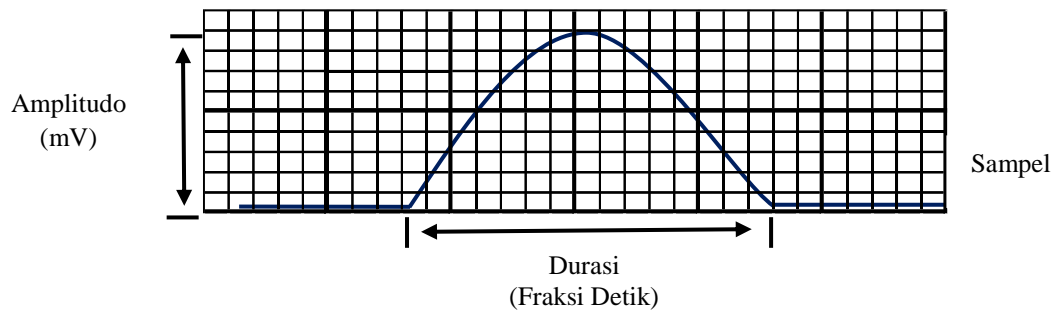
Sel pacu dominan di dalam jantung terletak di bagian atas atrium kanan. Kelompok sel ini disebut nodus sinoatrial (SA), atau singkatnya nodus sinus. Sel ini umumnya mencetuskan impuls 60-100 kali per menit, tetapi lajunya sangat bervariasi tergantung pada aktivitas sistem saraf otonom (misalnya rangsangan simpatis dari adrenalin mempercepat nodus sinus, sebaliknya rangsangan vagus memperlambatnya) dan kebutuhan tubuh yang memerlukan adanya peningkatan curah jantung (olahraga meningkatkan laju jantung, sebaliknya tidur siang yang penuh damai menurunkannya).

2.8.2 Waktu dan Tegangan

Gelombang yang tampak pada EKG terutama mencerminkan aktivitas listrik sel miokardium, yang menyusun sebagian besar jantung. Aktivitas pacu jantung dan penjarannya oleh sistem konduksi umumnya tidak terlihat pada EKG; peristiwa ini tidak mencetuskan tegangan yang cukup kuat untuk direkam oleh electrode permukaan.

Gelombang yang dihasilkan oleh depolarisasi dan repolarisasi miokardium direkam di atas kertas EKG dan seperti gelombang sederhana lainnya, memiliki tiga ciri utama:

1. Durasi, diukur dalam fraksi detik
2. Amplitude, diukur dalam millivolts (mV)
3. Konfigurasi, kriteria yang lebih subjektif, terkait dengan bentuk dan tampilan sebuah gelombang.



Gambar 2.3 Kertas EKG sebagai Interpretasi Durasi dan Amplitudo

Sebuah gelombang khas yang mungkin terlihat di semua EKG. Gambar 2.3 merupakan gambar dari kertas EKG yang umumnya dipakai untuk melihat gambaran jantung manusia. Amplitudonya sebesar dua kotak besar (atau 10 kotak kecil), dengan durasi tiga kotak besar (atau 15 kotak kecil) dan konfigurasiya sedikit asimetris.

2.8.3 Bagian-bagian kompleks QRS

Kompleks QRS terdiri dari beberapa gelombang yang berbeda atau non stasioner, yang setiap gelombangnya mempunyai nama tersendiri karena terdapat berbagai konfigurasi kompleks QRS, sebuah format standar telah diciptakan untuk penamaan tiap-tiap komponennya seperti:

1. Jika defleksi pertama arahnya kebawah, disebut sebagai gelombang Q
2. Jika defleksi pertama arahnya ke atas, disebut gelombang R
3. Jika ada defleksi kedua ke arah atas, disebut sebagai gelombang R' ("R-prime").

Repolarisasi ventrikel berjalan jauh lebih lambat daripada depolarisasi ventrikel. Oleh karena itu, gelombang T tampak lebih lebar daripada kompleks QRS. Bentuk konfigurasiya juga lebih sederhana dan lebih bundar, seperti siluet bukit yang landai bila dibandingkan dengan kompleks QRS yang tajam, bergerigi dan sering kali rumit.

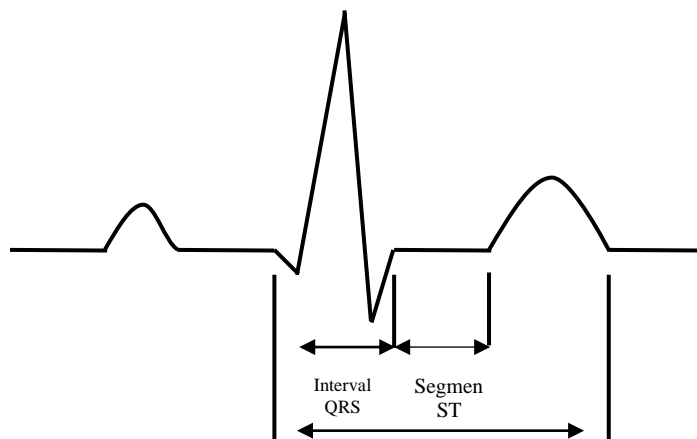
2.8.4 Penamaan garis-garis lurus

Setiap gelombang lurus yang menghubungkan berbagai macam gelombang juga mempunyai namanya tersendiri. Interval PR terdiri atas gelombang P dan garis lurus yang menghubungkan dengan kompleks QRS. Jadi, interval PR mengukur waktu dari awal depolarisasi atrium sampai awal depolarisasi ventrikel.

Segmen PR merupakan garis lurus yang berjalan dari akhir gelombang P sampai awal kompleks QRS. Jadi, segmen PR mengukur waktu dari akhir depolarisasi atrium sampai awal depolarisasi ventrikel. Segmen ST merupakan garis lurus yang menghubungkan akhir kompleks QRS dengan awal gelombang T. Jadi, segmen ini mengukur waktu dari akhir depolarisasi ventrikel sampai awal repolarisasi ventrikel.

Interval QT meliputi kompleks QRS, segmen ST dan gelombang T. jadi, interval ini mengukur waktu dari saat awal depolarisasi ventrikel sampai akhir repolarisasi ventrikel.

Istilah interval QRS dipakai untuk menjelaskan durasi kompleks QRS itu sendiri tanpa segmen penghubung yang menyertainya. Tentu saja, interval ini mengukur lamanya depolarisasi ventrikel.



Gambar 2.4 Gelombang EKG

Jantung normalnya berdenyut dengan irama yang teratur seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2.4 yaitu antara 60-100 kali per menit. Karena tiap denyut berasal dari depolarisasi nodus sinus, irama jantung sehari-hari disebut irama sinus normal. Irama selain itu disebut aritmia (atau lebih tepatnya disritmia, tetapi sekali lagi kita memilih istilah yang lebih lazim digunakan yaitu aritmia). Istilah aritmia merujuk ke setiap gangguan frekuensi, regularitas, lokasi asal, atau kondisi impuls listrik jantung.

2.8.5 Penyebab Aritmia Jantung

Dari penjelasan sebelumnya, dapat diambil kesimpulan bahwa jenis-jenis aritmia jantung dapat disebabkan oleh hal-hal yang berbeda. Secara umum, penyebab aritmia jantung adalah sebagai berikut:

- a. Serangan jantung
- b. Luka pada jaringan jantung akibat serangan jantung
- c. Perubahan pada struktur jantung
- d. Penyakit jantung koroner
- e. Tekanan darah tinggi
- f. Diabetes
- g. Hipertiroidisme dan Hipotiroidisme
- h. Merokok, konsumsi alkohol dan kafein berlebih
- i. Stres
- j. Obat-obatan dan suplemen diet tertentu

Apabila kita mengalami aritmia jantung saat mengonsumsi makanan, minuman, atau produk tertentu, sebaiknya batasi atau hindari hal tersebut. Jika obat-obatan yang menyebabkannya, maka bicarakanlah dengan dokter, sehingga dokter dapat menyesuaikan resep dan dosis dari obat tersebut.

2.8.6 Fibrilasi atrium (FA)

Kematian mendadak yang berasal dari gangguan irama jantung diperkirakan mencapai angka 50 % dari seluruh kematian karena penyakit jantung. Gangguan irama jantung yang terjadi dapat berupa atrial fibrilasi, atrial flutter, blok jantung, ventrikel fibrilasi, ventrikel takikardi serta gangguan irama lainnya

Fibrilasi atrium (FA) merupakan aritmia yang paling sering ditemui dalam praktik sehari-hari. Prevalensi FA mencapai 1-2% dan akan terus meningkat dalam 50 tahun mendatang.^{1,2} *Framingham Heart Study* yang merupakan suatu studi kohor pada tahun 1948 dengan melibatkan 5209 subjek penelitian sehat (tidak menderita penyakit kardiovaskular) menunjukkan bahwa dalam periode 20 tahun, angka kejadian FA adalah 2,1% pada laki-laki dan 1,7% pada perempuan.

Fibrilasi atrium menyebabkan peningkatan mortalitas dan morbiditas, termasuk stroke, gagal jantung serta penurunan kualitas hidup. Pasien dengan FA memiliki risiko stroke 5 kali lebih tinggi dan risiko gagal jantung 3 kali lebih tinggi dibanding pasien tanpa FA. Stroke merupakan salah satu komplikasi FA yang paling dikhawatirkan, karena stroke yang diakibatkan oleh FA mempunyai risiko kekambuhan yang lebih tinggi. Selain itu, stroke akibat FA ini mengakibatkan kematian dua kali lipat dan biaya perawatan 1,5 kali lipat.

Pada elektrokardiogram (EKG), ciri dari FA adalah tiadanya konsistensi gelombang P, yang digantikan oleh gelombang getar (fibrilasi) yang bervariasi amplitudo, bentuk dan durasinya. Pada fungsi NAV yang normal, FA biasanya disusul oleh respons ventrikel yang juga ireguler, dan seringkali cepat. Ciri-ciri FA pada gambaran EKG umumnya sebagai berikut:

1. EKG permukaan menunjukkan pola interval RR yang ireguler
2. Tidak dijumpainya gelombang P yang jelas pada EKG permukaan. Kadang-kadang dapat terlihat aktivitas atrium yang ireguler pada beberapa sadapan EKG.
3. Interval antara dua gelombang aktivasi atrium tersebut biasanya bervariasi.

2.8.7 Ventrikular Takiaritmia

Ventrikel takiaritmia adalah kecepatan ventriktler berkisar antara 120 detik permenit yang terjadi di ventrikel. Ventrikel Takikardi yang berlanjut (Takikardi ventrikuler bertahan setidaknya 30 detik) terjadi pada penyakit jantung yang bervariasi yang merusak ventrikel. Sering kali hal itu terjadi seminggu atau beberapa bulan setelah serangan jantung. Disritmia ini disebabkan oleh peningkatan iritabilitas miokard, seperti pada PVC. Penyakit ini biasanya berhubungan dengan penyakit arteri koroner dan terjadi sebelum fibrilasi ventrikel. Takikardi ventrikel sangat berbahaya dan harus di anggap sebagai keadaan gawat darurat. Irama ventrikular yang dipercepat dan takikardi ventrikel mempunyai karakteristik sebagai berikut.

1. Frekuensi : 100-200 denyut permenit

2. Regularitas : Regular
3. Gelombang P : Biasanya tenggelem dalam komplek QRS
bila terlihat tidak selalu mempunyai pola yang sesuai dengan QRS.
Kontraksi ventrikel tidak berhubungan dengan kontraksi atrium.
(kecepatan atrium yang tidak berhubungan)
4. Rasio P – QRS : Bervariasi
5. Interval PR : Tidak ada
6. Lebar QRS : Terlihat lebar dan aneh

Ventrikel takikardi adalah aritmia ventrikel yang terjadi sewaktu kecepatan denyut ventrikel mencapai 100 sampai 200 kali permenit. Volume sekuncup akan berkurang akibat waktu pengisian yang sangat terbatas. VT yang berlangsung lama merupakan keadaan gawat darurat yang menjadi pertanda henti jantung. Tiga atau lebih VES yang berturut-turut dapat disebut Ventrikel takikardia. Irama biasanya teratur , gelombang P tidak ada dan gelombang QRS yang lebar. VT dapat terjadi sebagai irama yang pendek dan tidak terus-menerus atau lebih panjang dan terus-menerus. Tanda dan gejala yang dapat dikaji berdasarkan jenis aritmia ventrikel adalah: Palpitasi, nyeri dada, pusing, lemah, penurunan kesadaran yang reversible, irama tidak teratur, rate atrial normal, ventrikel cepat, PR interval tidak dapat diukur, QRS kompleks pada VES lebar lebih dari 0,12 second.

2.8.8 Supraventrikular Takikardia

Takikardi supraventrikular (TSV) adalah satu jenis takidisritmia yang ditandai dengan perubahan laju jantung yang mendadak. Kelainan pada TSV mencakup komponen sistem konduksi dan terjadi di bagian atas bundel HIS. Pada kebanyakan TSV mempunyai kompleks QRS normal. Kelainan ini sering terjadi pada demam, emosi, aktivitas fisik dan gagal jantung.

Gangguan irama jantung secara elektrofisiologi disebabkan oleh gangguan pembentukan rangsang, gangguan konduksi rangsang dan gangguan pembentukan serta penghantaran rangsang.

2.8.8.1 Gangguan pembentukan rangsang

Gangguan ini dapat terjadi secara pasif atau aktif. Bila gangguan rangsang terbentuk secara aktif di luar urutan jaras hantaran normal, seringkali menimbulkan gangguan irama ektopik dan bila terbentuk secara pasif sering menimbulkan escape rhythm (irama pengganti).

- a. Irama ektopik timbul karena pembentukan rangsang ektopik secara aktif dan fenomena reentry
- b. Escape beat (denyut pengganti) ditimbulkan bila rangsang normal tidak atau belum sampai pada waktu tertentu dari irama normal, sehingga bagian jantung yang belum atau tidak mendapat rangsang itu bekerja secara otomatis untuk mengeluarkan rangsangan instrinsik yang memacu jantung berkontraksi.
- c. Active ectopic firing terjadi pada keadaan dimana terdapat kenaikan kecepatan automasi pembentukan rangsang pada sebagian otot jantung yang melebihi keadaan normal.
- d. Reentry terjadi bila pada sebagian otot jantung terjadi blokade unidirectional (blokade terhadap rangsang dalam arah antegrad) dimana rangsang dari arah lain masuk kembali secara retrograd melalui bagian yang mengalami blokade tadi setelah masa refrakternya dilampaui. Keadaan ini menimbulkan rangsang baru secara ektopik. Bila reentry terjadi secara cepat dan berulang-ulang, atau tidak teratur (pada beberapa tempat), maka dapat menimbulkan keadaan takikardi ektopik atau fibrilasi.

2. Gangguan konduksi

Kelainan irama jantung dapat disebabkan oleh hambatan pada hantaran (konduksi) aliran rangsang yang disebut blokade. Hambatan tersebut mengakibatkan tidak adanya aliran rangsang yang sampai ke bagian miokard yang seharusnya menerima rangsang untuk dimulainya kontraksi. Blokade ini dapat terjadi pada tiap bagian sistem hantaran rangsang mulai dari nodus SA atrium, nodus AV, jaras HIS, dan cabang-cabang jaras kanan kiri sampai pada percabangan purkinje dalam miokard.

3. Gangguan pembentukan dan konduksi rangsangan

Gangguan irama jantung dapat terjadi sebagai akibat gangguan pembentukan rangsang bersama gangguan hantaran rangsang.

2.8.8.2 Penyebab Takikardi Supraventrikular

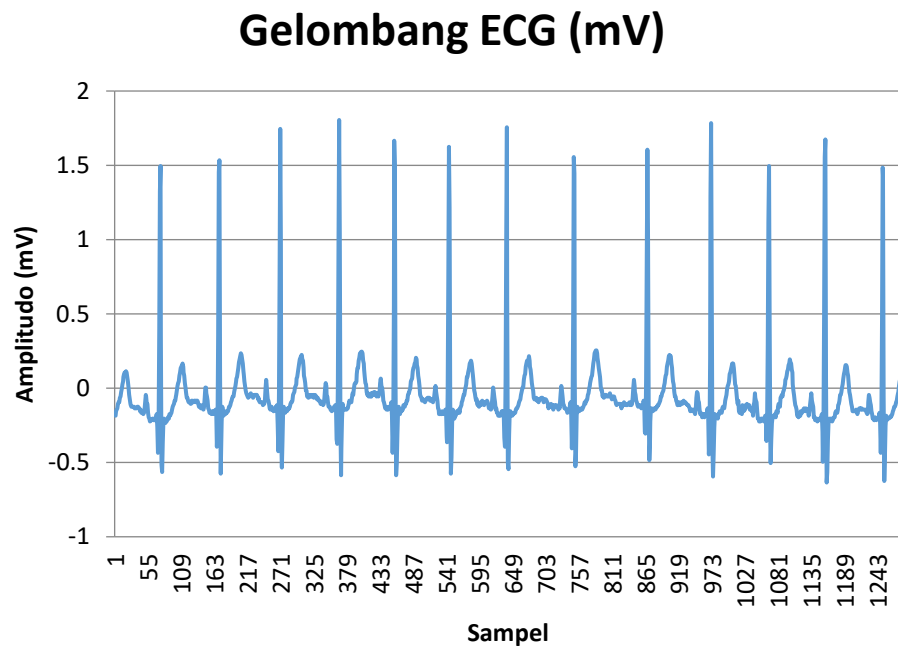
1. Idiopatik, ditemukan pada hampir setengah jumlah pasien.
2. Sindrom Wolf Parkinson White (WPW) terdapat pada 10-20% kasus dan terjadi hanya setelah konversi menjadi sinus aritmia. Sindrom WPW adalah suatu sindrom dengan interval QRS yang lebar; yang disebabkan oleh hubungan langsung antara atrium dan ventrikel melalui jaras tambahan.
3. Beberapa penyakit jantung bawaan (anomali Ebstein's, single ventricle, L-TGA)

2.8.8.3 Tanda Dan Gejala Takikardi Supraventrikular

1. Perubahan TD (hipertensi atau hipotensi); nadi mungkin tidak teratur; defisit nadi; bunyi jantung irama tak teratur, bunyi ekstra, denyut menurun; kulit pucat, sianosis, berkeringat; edema; haluaran urin menurun bila curah jantung menurun berat. Sinkop, pusing, berdenyut, sakit kepala, disorientasi, bingung, letargi, perubahan pupil.
2. Nyeri dada ringan sampai berat, dapat hilang atau tidak dengan obat antiangina, gelisah
3. Napas pendek, batuk, perubahan kecepatan/kedalaman pernafasan; bunyi nafas tambahan (krekels, ronki, mengi) mungkin ada menunjukkan komplikasi pernafasan seperti pada gagal jantung kiri (edema paru) atau fenomena tromboembolik pulmonal; hemoptisis.
4. Demam; kemerahan kulit (reaksi obat); inflamasi, eritema, edema (trombosis siperfisial); kehilangan tonus otot/kekuatan.

2.9 Data EKG Normal

Untuk data pertama yang digunakan pada penelitian ini adalah data EKG normal. Data EKG normal yang digunakan sebanyak 20 subjek. Setiap subjek diambil selama 10 detik dan 1 menit. Data EKG normal ini memiliki frekuensi sampling sebesar 128 Hz. Gambar 3.2 merupakan gelombang data EKG normal selama 10 detik.



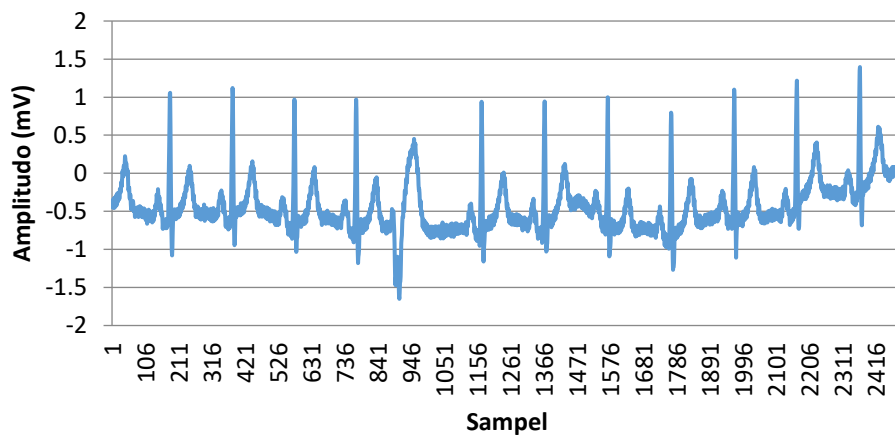
Gambar 2.5 Gelombang EKG Normal

Gambar 2.5 merupakan gambar gelombang EKG normal dalam waktu 10 detik. Dapat diamati bahwa jumlah data yang diperoleh dalam 10 detik tersebut adalah sebanyak 786 data. Jumlah data yang diperoleh berdasarkan frekuensi sampling yang digunakan sehingga berjumlah 1243 data per-subjek.

2.9.1 Data EKG Atrium Fibrilasi

Data EKG dengan detak jantung abnormal terbagi dalam 3 kelas. Kelas pertama yaitu Atrium Fibrilasi. Atrium Fibrilasi merupakan bagian dari penyakit Aritmia. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data EKG Atrium Fibrilasi selama 10 detik dan 1 menit.

Gelombang ECG (mV) AF

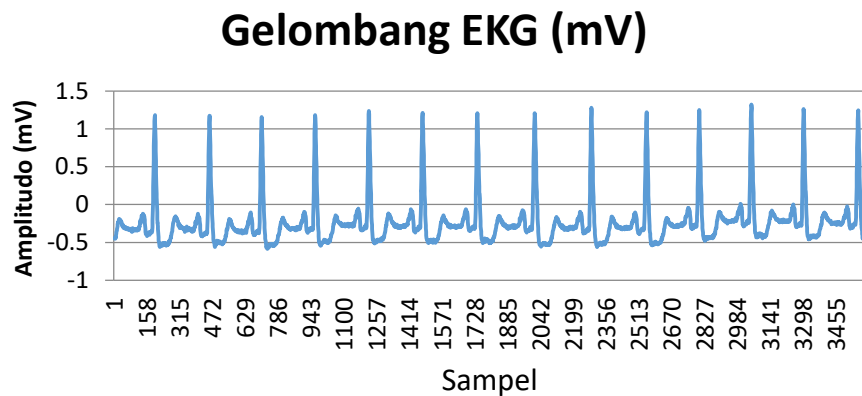


Gambar 2.6 Gelombang Data EKG Atrium Fibrilasi

Gambar 2.6 merupakan contoh gelombang EKG Atrium Fibrilasi dalam 10 detik. Data EKG Atrium Fibrilasi menggunakan frekuensi 250 Hz sehingga terdapat kurang lebih 2500 data dalam 10 detik. Pada atrium fibrilasi digunakan data dari 12 subjek yang berbeda, subjek yang diujicobakan merupakan subjek *random* dengan rentang usia 23-79 tahun, dengan jenis kelamin laki-laki dan perempuan.

2.9.2 Data EKG Ventrikular Takikardia

Untuk data tidak normal selanjutnya adalah Ventrikular Takiaritmia. Ventrikular Takiaritmia juga merupakan jenis dari Aritmia. Data EKG Ventrikular Takiaritmia yang digunakan adalah data yang diambil selama 10 detik dan 1 menit. Jumlah data yang digunakan adalah sebanyak 11 data pasien ventricular takiaritmia. Gambar 2.7 merupakan gelombang EKG Ventrikular Takikardia selama 10 detik.

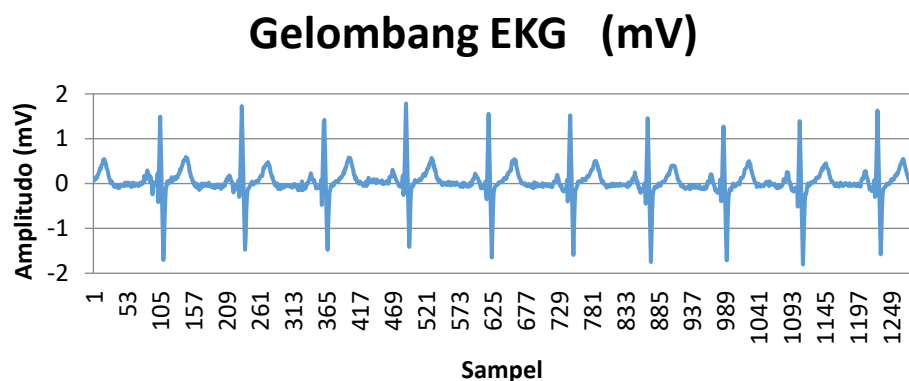


Gambar 2.7 Gelombang EKG Ventrikular Takikardia

Gambar 2.7 merupakan gelombang EKG untuk penyakit Ventrikular Takikardia selama 10 detik. Data gelombang EKG Ventrikular Takikardia tersebut menggunakan frekuensi sampling sebesar 250 Hz. Dalam 10 detik data EKG Ventrikular Takikardia ini terdapat 3451 data EKG.

2.9.3 Supraventrikular Aritmia

Data terakhir untuk kelas abnormal pada penelitian ini menggunakan data EKG Supraventrikular aritmia. Supraventrikular aritmia ini merupakan bagian dari Ventrikular Takiaritmia. Pada penelitian ini, data EKG Supraventrikular aritmia, data diambil selama 10 detik dan 1 menit. Gambar 2.8 merupakan bentuk gelombang dari data Ventrikular aritmia.

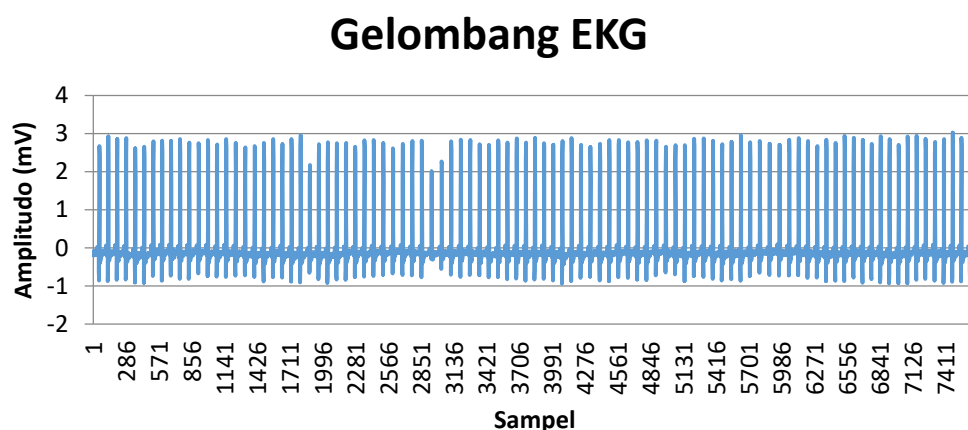


Gambar 2.8 Gelombang EKG Supraventrikular Aritmia

Gambar 2.8 merupakan gelombang EKG untuk penyakit Supraventrikular aritmia selama 10 detik. Data gelombang EKG Supraventrikular aritmia tersebut

menggunakan frekuensi sampling sebesar 128 Hz. Dalam 10 detik data EKG Ventrikular aritmia ini terdapat 1243 data EKG.

Selain data EKG selama 10 detik yang digunakan pada penelitian ini, penggunaan data EKG selama 1 menit digunakan untuk melihat perbandingan akurasi. Data 1 menit ini merupakan data yang sama dengan data 10 detik. Gambar 2.9 merupakan gelombang EKG normal dalam 1 menit.



Gambar 2.9 Gelombang EKG normal 1 menit

Sama seperti data normal pada 10 detik, pada data 1 menit ini juga menggunakan frekuensi sampling sebesar 128 Hz. Pada Gambar 2.9 dapat diamati bahwa dalam 1 menit data EKG normal, terdapat 7411 data gelombang EKG. Setelah data terkumpulkan, tahapan selanjutnya yaitu melakukan preprosesing pada setiap data.

2.10 *K-Nearest Neighbor*

K-Nearest Neighbor (KNN) merupakan salah satu kelompok instance based learning yang algoritmanya termasuk katagori lazy learning. Prinsip dasar KNN adalah mencari nilai K dimana nilai K adalah jumlah data terdekat (mirip) dari data baru atau data *testing* (Wu et al., 2008). Kedekatan jarak suatu data dengan data lain merupakan kunci dari algoritma *K-Nearest Neighbor* yang biasanya dihitung menggunakan perhitungan Euclidean distance seperti pada rumus sebagai berikut :

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{r=1}^n (x_{ir} - x_{jr})^2} \quad (2.1)$$

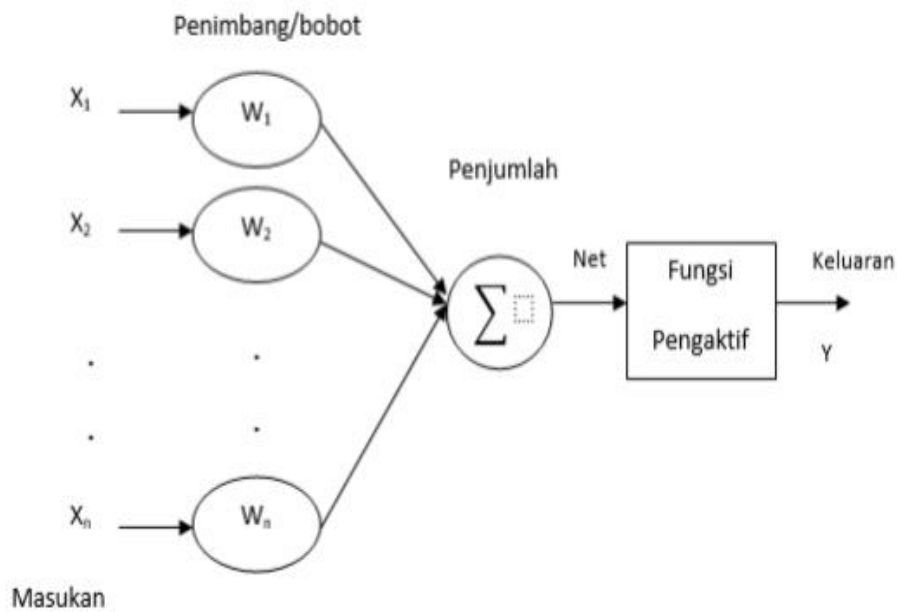
Dimana: x_i = Data sampel
 x_j = Data uji
 r = Variabel data
 n = Dimensi Data

Langkah-langkah yang harus dilakukan pada klasifikasi *K-Nearest Neighbor* yaitu :

1. Tentukan nilai k , dimana k adalah jumlah tetangga terdekat.
2. Hitung jarak antara data citra baru dan data pelatihan menggunakan metode Euclidean distance.
3. Urutkan jarak dan tentukan tetangga terdekat berdasarkan jarak k minimum
4. Cek output atau label pada masing-masing kelas tetangga terdekat.
5. Klasifikasikan citra baru ke mayoritas kelas terdekat.

2.11 Artificial Neural Network (ANN)

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) lebih dikenal dengan nama Artificial Neural Network (ANN) yang merupakan suatu program komputer yang dibuat untuk memodelkan cara kerja atau fungsi sistem syaraf manusia. Dari segi fungsi, JST ditujukan untuk merancang suatu komputer sehingga dapat difungsikan untuk melakukan proses pelatihan dari suatu contoh. Sedangkan dari struktur rancangan, JST adalah suatu rancangan alat penghitung yang ditujukan untuk dapat melakukan proses serupa dengan apa yang dapat dilakukan manusia (Purnomo and Kurniawan, 2006). Struktur model tiruan sebuah neuron ditunjukkan pada Gambar 2.10 dengan n buah masukan dan y sebagai nilai keluaran.



Gambar 2.10 Model tiruan sebuah neuron (Purnomo and Kurniawan, A, 2006)

Jaringan syaraf tiruan yang digunakan yaitu Multilayer Perceptron (MLP), Pada proses pelatihan MLP beberapa parameter yang sangat berpengaruh diantaranya sebagai berikut (Prasetyo, E, 2013):

1. Penentuan bobot awal. Bobot awal umumnya diambil secara acak dengan angka jangkauan $[-0.5, +0.5]$ atau ditentukan dengan jangkauan $\left(-\frac{2.4}{Fi}, +\frac{2.4}{Fi}\right)$.
2. Laju pembelajaran α (*Learning rate*). Nilai parameter ini ada dalam rentang nilai 0 sampai 1. Semakin besar nilainya, semakin cepat selesai proses pelatihannya namun semakin lebih mudah terjebak pada daerah local optima. Jika terlalu kecil, proses pelatihan akan semakin lama tetapi lebih menjamin hasil model yang lebih baik.
3. Momentum. Jika nilainya kecil, maka proses pelatihan berlangsung lama namun tidak menjamin hasil yang lebih baik. Biasanya penambahan momentum berfungsi untuk mempercepat proses pencapaian target error tetapi dengan *learning rate* yang kecil. Nilai momentum yang dipakai adalah antara 0 sampai 1.
4. Jumlah iterasi (*Training function*). Jika kriteria error hanya menggunakan SSE atau MSE, pada data yang sangat tidak linear sulit dicapai sehingga menggunakan jumlah maksimal iterasi. Jika jumlah maksimal iterasi sudah

tercapai meskipun target error belum dicapai, proses pelatihan akan tetap dihentikan.

5. Target error merupakan akumulais selisih nilai antara nilai keluaran yang diharapkan dengan nilai keluaran yang didapatkan. Kriteria yang umum digunakan adalah Sum of Square Error (SSE) atau Mean of Square Error (MSE). Nilai yang umum digunakan adalah 0.001 atau 0.0001.
6. Jumlah neuron dalam layer tersembunyi (*hidden layer*) biasanya yang ditentukan dengan cara jumlah input ditambahkan jumlah output dibagi 2, umumnya jumlah *hidden layer* lebih banyak dari pada jumlah output layer.
7. Fungsi aktivasi yang digunakan untuk menentukan apakah sinyal dari input neuron akan diteruskan ke neuron lain atau tidak. Fungsi aktivasi yang dipakai pada penelitian ini yaitu sigmoid biner, kurvanya sesuai dengan Gambar 2.11. Fungsi aktivasi dapat sigmoid biner yang memiliki range (0,1) dinyatakan dengan persamaan 2.2 dan 2.3

$$y = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.2)$$

Dimana :

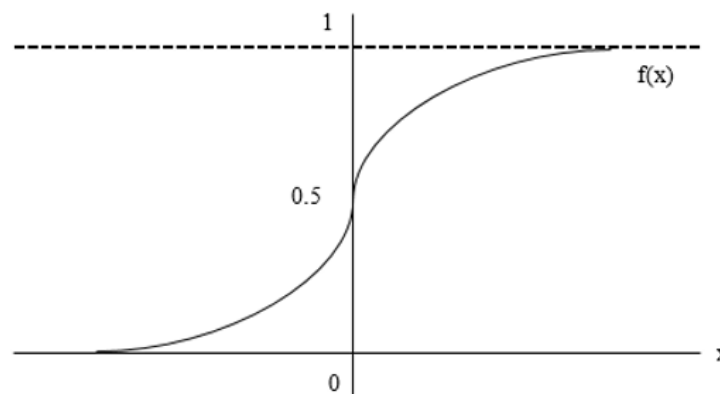
$$f'(x) = f(x)(1 - f(x)) \quad (2.3)$$

Keterangan :

$f(x)$ = fungsi aktivasi

x = nilai input

e = bilangan euler



Gambar 2.11 Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner

2.12 Perhitungan Performance Metode

Teknik Receiver Operating Characteristic (ROC) digunakan untuk menghitung kemampuan (performance) dari penggunaan metode klasifikasi baik *K-Nearest Neighbor* maupun *Backpropagation* dalam mengklasifikasi sel trombosit dan leukosit. Pada teknik ROC menghasilkan empat nilai karakteristik yaitu True Positive (TP), False Positive (FP), False Negative (FN) dan True Negative (TN) seperti yang terlihat pada Tabel 2.1

Tabel 2.1 Confusion Matrix

		Target	
		V	NV
Hasil Identifikasi	V	True Positive	False Positive
	NV	False Negative	True Neagtive

True positive (TP) menunjukkan detak jantung normal maupun abnormal teridentifikasi secara tepat sesuai kelasnya. False positive (FP) menunjukkan detak jantung normal maupun abnormal seharusnya teridentifikasi dengan tepat pada kelasnya namun pada proses klasifikasi, pola sinyal tersebut teridentifikasi menjadi pola sinyal yang bukan kelasnya. Contohnya supraventricular aritmia teridentifikasi menjadi ventricular takiaritmia. True negative (TN) menunjukkan pola sinyal jantung yang bukan anggota kelas tersebut teridentifikasi tepat bukan anggota kelas tersebut. False negative (FN) menunjukkan pola sinyal jantung yang bukan anggota kelas tersebut namun teridentifikasi sebagai anggota kelas tersebut. Berdasarkan keempat nilai tersebut diperoleh nilai True Positive Rate (TPR) yang dikenal dengan istilah *sensitivity* atau pola sinyal yang teridentifikasi secara benar berdasarkan Persamaan 2.4

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.4)$$

False Positive Rate (FPR) atau *specificity* adalah nilai yang menunjukkan tingkat kesalahan metode klasifikasi dalam mengidentifikasi pola sinyal jantung. Nilai tersebut diperoleh dari persamaan 2.5

$$FPR = \frac{TN}{TN + FP} \quad (2.5)$$

Nilai akurasi (*accuracy*) menunjukkan presentasi keakuratan metode klasifikasi yang digunakan dan diperoleh dari Persamaan 2.6

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \times 100\% \quad (2.6)$$

Nilai Presisi (*precision*) mewakili proporsi antara pola sinyal yang diamati dan pola sinyal yang sebenarnya dan diperoleh dari Persamaan 2.7

$$Presisi = \frac{TP}{FP + TP} \quad (2.7)$$

F1score dihitung berdasarkan ketepatan dan kepekaan. Nilai F-1 bervariasi antara nilai [0,1]. Nilai 1 mewakili kemampuan pengenalan optimal dari sistem dan nilai 0 menunjukkan bahwa sistem tidak mampu dikenali, untuk memperoleh nilai F1 maka digunakan Persamaan 2.8

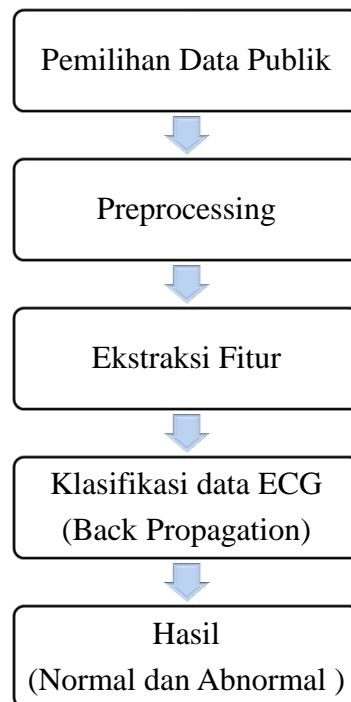
$$F1score = \frac{2 \times Presisi \times Sensitivitas}{Presisi + Sensitivitas} \quad (2.8)$$

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Pada Bab 3 ini mengandung kajian tentang tahapan-tahapan dalam penelitian. Setiap tahapan dilakukan secara berurutan, dimulai dari pemilihan data, hingga mendapatkan hasil penelitian. Gambar 3.1 merupakan blok diagram penelitian.



Gambar 3.1 Blok Diagram Penelitian

Dari Gambar 3.1 tersebut, terdapat lima tahapan yang dilalui dalam penelitian ini. Penelitian diawali dengan pemilihan data publik yang terdapat pada internet pada website www.physiobank.org, data tersebut dipilih berdasarkan kelas yang akan digunakan sebagai data penelitian. Data yang telah dipilih selanjutnya melalui tahap preprocessing dan diekstraksi dengan menggunakan algoritma Pantomkins. Data dari hasil ekstraksi fitur diklasifikasikan dengan menggunakan metode *Backpropagation*.

3.1 Pemilihan data publik

Data sinyal EKG didapatkan dari MIT-BIH arrhythmia Database. Dalam database ini, terdapat berbagai macam jenis penyakit kardiovaskular, seperti

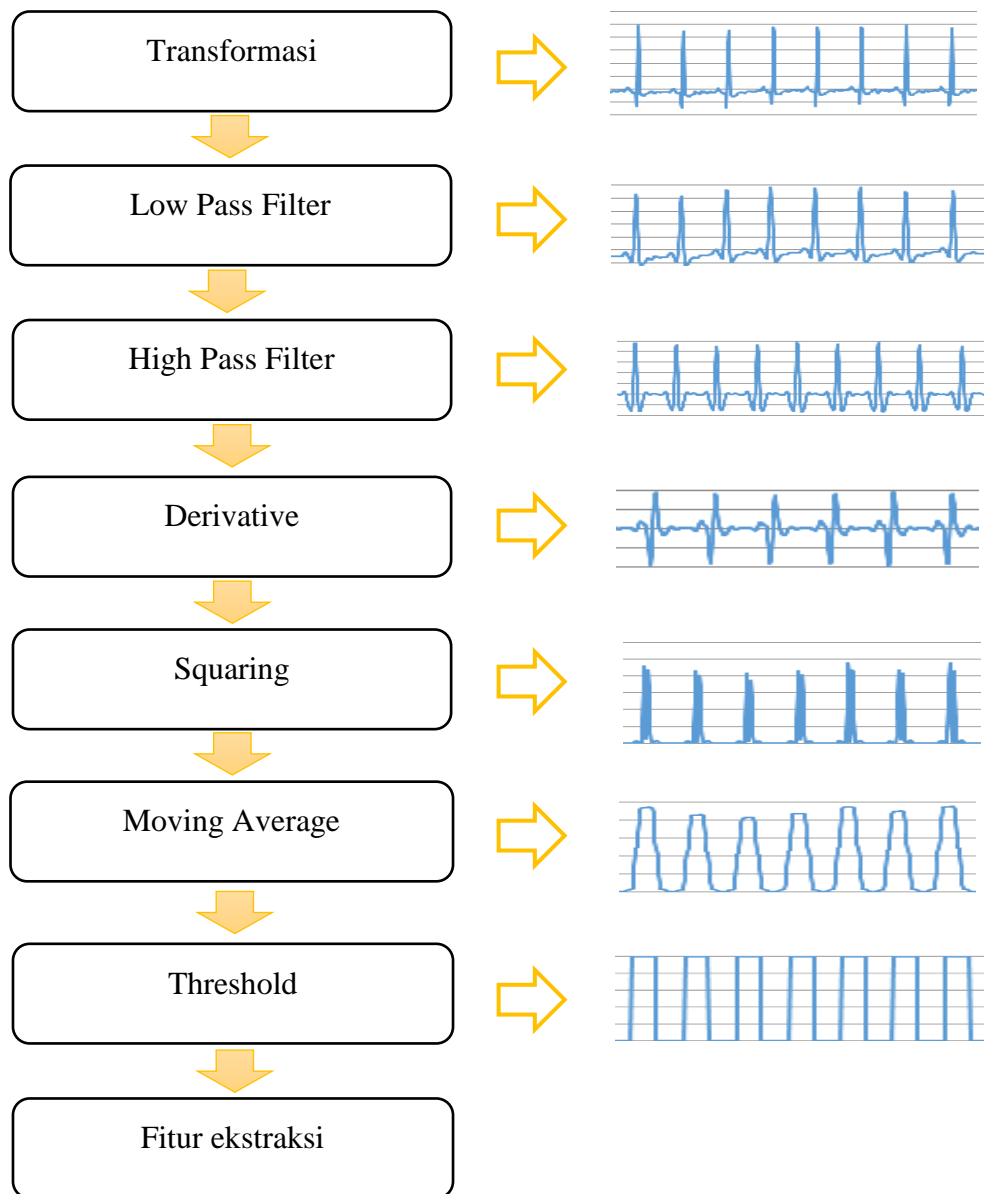
abdominal and direct fetal EKG, Apnea, EKG compression test, heart failure dan masih banyak penyakit kardiovaskuler lainnya. Pada penelitian ini, terdapat 69 subjek yang direkam pada individu berbeda yang dibedakan berdasarkan jenis kelamin, usia, dan jenis kanal yang digunakan untuk perekaman. Usia individu bervariasi dari 23 tahun sampai dengan 89 tahun. Proses perekaman menggunakan satu jenis kanal yaitu limb lead II (MLII).

Data sinyal EKG tersedia dalam bentuk file .mat, .txt, .csv, .edf, dll. Pada penelitian ini data yang di pakai menggunakan data .txt, dengan jumlah subjek sebanyak 42 orang subjek dalam kategori Normal berjumlah 11 subjek, *Supraventricular arrhythmia* 11 subjek, *ventricular tachyarrhythmia* 8 subjek dan *Atrial fibrillation* berjumlah 12 subjek. Data diambil dengan panjang durasi selama 10 detik setiap masing-masing subjek. Untuk data kedua sebagai pembandingnya menggunakan data dengan panjang waktu 1 menit, yang terdiri dari subjek normal sebanyak 9 orang, *Supraventricular arrhythmia* diambil sebanyak 6 subjek, *ventricular tachyarrhythmia* 5 subjek dan yang terakhir adalah *Atrial fibrillation* sebanyak 7 subjek, dengan jumlah total sebanyak 27 subjek.

Frekuensi sampling yang dipakai masing-masing tipe berbeda, untuk kelas *Normal sinus rhythm* dan *Supraventricular arrhythmia* menggunakan frekuensi sampling 128 Hz, dan untuk kelas *ventricular tachyarrhythmia* dan *Atrial fibrillation* menggunakan frekuensi sampling 250 Hz. Ada dua channel yang digunakan pada saat pengambilan data EKG yaitu, channel MLII dan VI. Pada penelitian ini diambil channel yang pertama MLII yang merupakan kanal yang banyak di pakai untuk penelitian, karena hasil keluaran sinyalnya lebih jelas dibandingkan dengan VI dan juga kanal yang sering dipakai dalam database. Beda dari kedua channel adalah cara pengambilan data atau sadapan penempatan elektroda pada bagian tubuh yang dihubungkan dengan EKG. Pada sebagian besar database, sinyal atas adalah Limb lead II (MLII), diperoleh dengan meletakkan elektroda di bagian dada dan frekuensi sinyalnya lebih tinggi dibandingkan dengan penempatan elektroda di bagian tubuh lain.

3.2 Preprocessing

Pada preprocessing ini dilakukan agar mendapatkan data yang baik, sehingga memudahkan kita mendapatkan informasi-informasi yang penting dari kondisi jantung itu sendiri. Informasi tersebutlah yang akan di ekstrak sehingga pada nantinya kita bisa mengenali dan mengklasifikasikannya. Untuk mendapatkan data tersebut, dibutuhkan beberapa tahapan normalisasi ataupun transformasi. Gambar 3.7 merupakan blok diagram dari tahap preprocessing.



Gambar 3.2 Blok diagram Preprocessing

Gambar 3.2 adalah blok diagram dari tahap Preprosesing dengan menggunakan metode Pan-Tompkins. Tahapannya terdiri dari transformasi data, filtering dengan menggunakan Low Pass Filter dan High Pass Filter, integral derivative, squaring, moving average dan thresholding. Adapun penjelasan mengenai tahapan preprocessing dijelaskan pada subbab 3.2.1 sampai 3.2.6.

3.2.1 Transformasi

Transformasi data dilakukan dengan tujuan utama untuk mengubah skala pengukuran data asli menjadi bentuk lain sehingga data dapat memenuhi asumsi-asumsi yang mendasari analisis ragam. Nilai ekstraksi fitur yang didapat di transformasi dalam range 0-1 dengan menggunakan cara geometri sederhana pada garis lurus. Gambar 3.3 merupakan data mentah dari physiobank selama 10 detik dan untuk hasil dari transformasi dapat dilihat pada Bab 4. Untuk proses transformasi tersebut, dapat menggunakan Persamaan 3.1

$$Nb = \frac{(nl - nbb)}{(nab - nbb)} \quad (3.1)$$

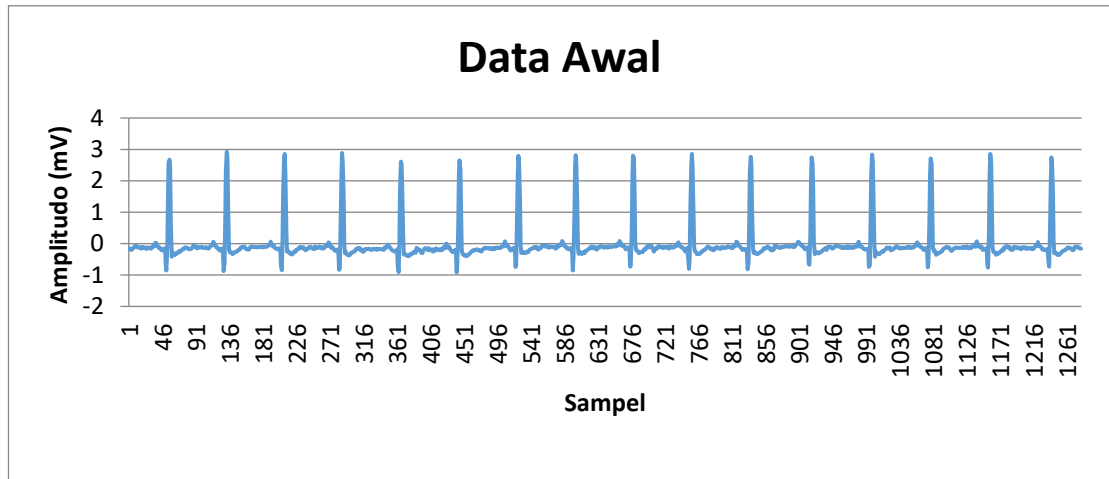
Dimana:

nab : nilai maksimal

nbb : nilai minimal

Nb : nilai baru

nl : nilai lama



Gambar 3.3 Data EKG normal 10 detik

Berdasarkan Gambar 3.3, nilai pada data normal selama 10 detik masih dalam range yang cukup jauh. Range pada data tersebut adalah -0.7 sampai 2.8. Dalam range tersebut dianggap belum dapat memenuhi asumsi data yang baik untuk sebuah penelitian, maka dari itu dibutuhkan tahap transformasi data.

3.2.2 Bandpass Filter

Filter Bandpass Filter mengurangi pengaruh kebisingan otot, gangguan 60 Hz, pengereman awal, dan gangguan gelombang-T.

3.2.2.1 Low Pass Filter

Fungsi transfer dari low-pass filter orde kedua yaitu sesuai Persamaan 3.2

$$H(z) = \frac{(1 - z^{-6})^2}{(1 - z^{-1})^2} \quad (3.2)$$

Sehingga respon amplitudo adalah ditunjukkan dalam Persamaan 3.3

$$|H(\omega T)| = \frac{\sin^2(3\omega T)}{\sin^2(\omega T/2)} \quad (3.3)$$

dimana T adalah periode sampling. Persamaan perbedaan dari filter adalah sesuai dengan Persamaan 3.4

$$y(nT) = 2y(nT - T) - y(nT - 2T) + x(nT) - 2x(nT - 6T) + x(nT - 12T) \quad (3.4)$$

3.2.2.2 High Pass Filter

Desain filter high-pass didasarkan pada pengurangan keluaran filter low-pass orde pertama dari filter all-pass (yaitu sampel dalam sinyal asli). Fungsi transfer untuk filter high-pass ini ditunjukkan pada Persamaan 3.5

$$H(z) = \frac{(-1 + 32z^{-16} + z^{-32})}{(1 + z^{-1})} \quad (3.5)$$

Maka amplitudo responnya adalah sesuai dengan Persamaan 3.6

$$|H(\omega T)| = \frac{[256 + \sin^2(16\omega T)]^{1/2}}{\cos(\omega T/2)} \quad (3.6)$$

Persamaan perbedaannya ditunjukkan pada Persamaan 3.7

$$y(nT) = 32x(nT - 16T) - [y(nT - T) + x(nT) - x(nT) - x(nT - 32T)] \quad (3.7)$$

3.2.3 Derivative

Derivative merupakan tahap ketiga dalam preprosesing. Tahap ini perlu dilakukan karena bertujuan untuk mendapatkan segmen dari detak jantung. Adapun persamaan yang digunakan adalah Persamaan 3.8

$$H(z) = (1/8T)(-z^{-2} + 2z^{-1} + 2z^1 + z^2) \quad (3.8)$$

Amplitude responnya adalah sesuai dengan Persamaan 3.9

$$|H(\omega T)| = (1/4T)[\sin(2\omega T) + 2\sin(\omega T)] \quad (3.9)$$

Perbedaan persamaannya adalah ditunjukkan pada Persamaan 3.10

$$y(nT) = (1/8T)[-x(nT - 2T) - 2x(nT - T) + 2x(nT + T) + x(nT + 2T)] \quad (3.10)$$

Pada persamaan tersebut memiliki nilai yang sama, namun tergantung terhadap arah penerapannya. Proses derivative pada data gelombang EKG normal 10 detik dengan frekuensi sampling sebesar 128 Hz.

3.2.4 Squaring

Setelah diferensiasi, sinyal di kuadratkan secara point to point. Persamaan operasi ini dituliskan dalam Persamaan 3.11

$$y(nT) = [x(nT)]^2 \quad (3.11)$$

Hal ini membuat semua titik data positif dan melakukan penguatan non linier dari output turunan yang menekankan frekuensi yang lebih tinggi.

3.2.5 Moving Average

Tujuan dari integrasi antar muka adalah untuk mendapatkan informasi bentuk gelombang selain gelombang kemiringan gelombang dan dapat dihitung menggunakan Persamaan 3.12

$$y(nT) = (1/N)[x(nT - (N-1)T) + x(nT - (N-2)T) + \dots + x(nT)] \quad (3.12)$$

Dimana: N adalah jumlah sampel pada lebar jendela integrasi.

3.2.6 Threshold

Threshold merupakan tahapan akhir dalam preprosesing. Tahapan thresholding memiliki batas ambang sebesar 0.3586. Nilai ini berarti setiap nilai diatas nilai ambang akan dijadikan 1 dan nilai dibawah 0.3586 dijadikan 0.

3.3 Ekstraksi Fitur

Karakteristik EKG normal dapat dikategorikan sebagai sinyal ritme sinus normal. Ritme atau irama jantung normal dikendalikan oleh simpul SA (sinoatrial) yang terletak di atrium kanan dekat muara vena kava superior. Irama/ritme ini disebut sebagai irama sinus normal yang dalam keadaan basal mencetuskan potensial aksi 60-100 bpm (*beat per minutes*).

Adapun karakteristik ritme sinus normal (Sornanathan and Khalil., 2010):

- a. Kecepatan : 60-100 bpm
- b. Ritme : Regular
- c. Interval PR : 0,12-0,20 detik
- d. Interval QRS : 0,05-0,11 detik
- e. Interval RR : 0.6-1 detik

Sementara itu, karakteristik sinyal ECG abnormal (Jones, 2008) :

- a. Kecepatan : <60 bpm (Bradycardia)
 >100 bpm (Tachycardia)

- b. Interval PR : <0,12 detik (Atrial tachycardia)
>0,20 detik (First degree AV block)
- c. Lebar QRS : >0,10 detik (Idioventricular rhytm)
- d. Interval RR : >1 dan < 0.6 detik

Pada penelitian ini, fitur yang digunakan diantaranya :

- ### 1. QRS Komplexs.

QRS Komplek merupakan nilai-nilai dari segmen Q, segmen R dan segmen R.

- ## 2. R-R Interval

R-R interval merupakan jarak antara segmen R pertama ke segmen R selanjutnya.

- ### 3. Q-R Interval

Q-R Interval merupakan jarak antara segmen Q ke segmen R dalam satu detak jantung.

- ## 4. BPM

Beat Per Menit merupakan jumlah detak jantung dalam satu menit. Nilai *heart rate* (bpm) diperoleh dari interval antara deteksi tepi naik pulsa QRS ke pulsa QRS.

$$Heartrate = \frac{60}{(R - R)}(bpm) \quad (3.13)$$

dimana nilai *heart rate* dihitung dalam satuan *beat per minute* (bpm).

- ## 5. Normalisasi Data

Setelah didapatkan nilai masing-masing fitur, maka dibutuhkan tahapan normalisasi data fitur, proses normalisasi data digunakan untuk penyesuaian data dalam pengenalan data hasil ekstraksi dengan menggunakan metode *Backpropagation* sehingga nantinya dapat dikenali, data inputan yang digunakan dalam backpropagation harus ditransformasikan antara range (0-1), artinya data fitur harus antara angka 0 sampai dengan 1. Untuk mentransformasikan ke dalam *interval* [0-1], maka pada penelitian ini menggunakan Metode Min-Max yang merupakan metode normalisasi dengan melakukan transformasi linier terhadap data asli yang ditunjukkan pada Persamaan 3.14

$$\text{newdata} = (\text{data} - \text{min}) * (\text{newmax} - \text{newmin}) / (\text{max} - \text{min}) + \text{newmin} \quad (3.14)$$

Dimana:

newdata = data hasil normalisasi
min = nilai minimum dari data per kolom
max = nilai maximum dari data per kolom
newmin = adalah batas minimum yang kita berikan
newmax = adalah batas maximum yang kita berikan

3.4 *K-Nearest Neighbor*

K-Nearest Neighbor (KNN) merupakan salah satu kelompok *instance based learning* yang algoritmanya termasuk katagori lazy learning. Prinsip dasar KNN adalah mencari nilai K dimana nilai K adalah jumlah data terdekat (mirip) dari data baru atau data *testing* (Wu et al., 2008). Kedekatan jarak suatu data dengan data lain merupakan kunci dari algoritma *K-Nearest Neighbor* yang biasanya dihitung menggunakan perhitungan Euclidean distance seperti yang ditunjukkan pada Persamaan 3.15

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{r=1}^n (x_{ir} - x_{jr})^2} \quad (3.15)$$

Dimana: x_i = Data sampel
 X_j = Data uji
r = Variabel data
n = Dimensi Data

Langkah-langkah yang harus dilakukan pada klasifikasi *K-Nearest Neighbor* yaitu :

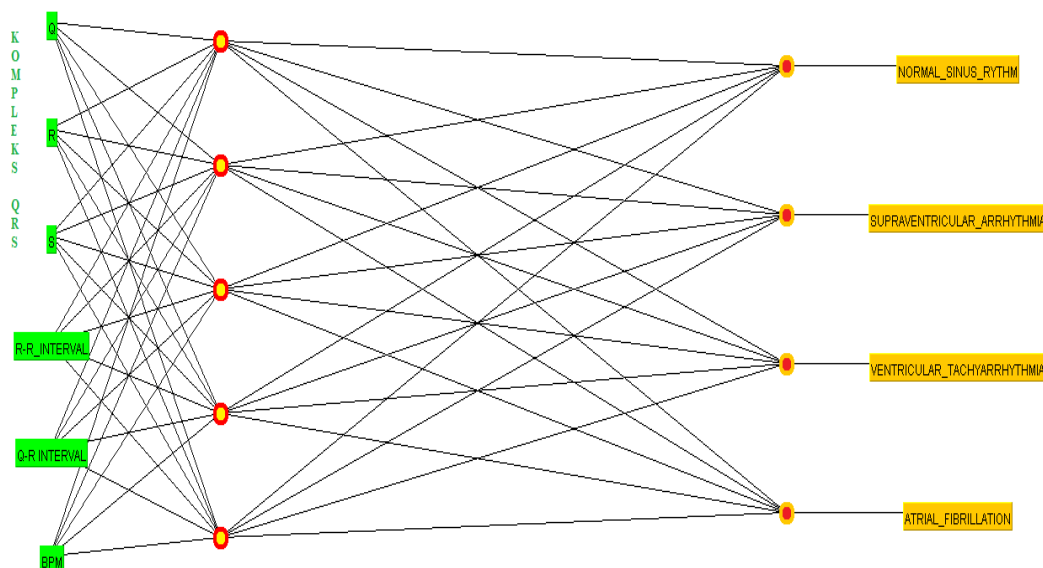
1. Tentukan nilai k, dimana k adalah jumlah tetangga terdekat.
2. Hitung jarak antara data citra baru dan data pelatihan menggunakan metode Euclidean distance.

3. Urutkan jarak dan tentukan tetangga terdekat berdasarkan jarak k minimum
4. Cek output atau label pada masing-masing kelas tetangga terdekat.
5. Klasifikasikan citra baru ke mayoritas kelas terdekat.

3.5 *Backpropagation* Neural Network

Backpropagation merupakan salah satu model jaringan syaraf tiruan dengan algoritma pembelajaran terawasi (supervised). *Backpropagation* juga dikenal dengan nama Multi Layer Perceptron (MLP) dimana terdapat banyak *hidden layer* yang digunakan untuk memperbarui nilai pembobotan. Feed forward *Backpropagation* menggunakan error output untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (backward). Untuk mendapatkan error ini, tahapan perambatan maju (forward propagation) yang lebih dulu harus dikerjakan. Saat tahapan forward propagation, neuron-neuron diaktifkan menggunakan fungsi aktivasi tansig/log-sigmoid transfer function. Fungsi aktivasi tersebut berguna untuk menentukan hasil keluaran (output) suatu neuron.

Pada penelitian ini terdapat 3 layer yang terdiri dari layer masukan (input), layer tersembunyi (*hidden layer*) dan layer keluaran (output). Gambar 3.4 mendeskripsikan struktur jaringan syaraf tiruan yang digunakan pada penelitian ini.



Gambar 3.4 Struktur *Backpropagation*

Sama halnya dengan metode klasifikasi KNN, data input dimasukkan dari hasil ekstraksi fitur yaitu QRS kompleks dimana terdiri dari nilai Q, R dan S sehingga dinamakan QRS kompleks, RR interval, nilai bpm dan QR interval, jumlah *hidden layer* yang digunakan sebanyak 5 *node*, sedangkan data output atau target dibagi menjadi empat kelas yaitu normal sinus rhythm, *supraventricular arrhythmia*, *ventricular tachyarrhythmia* dan *atrial fibrillation*, hal tersebut dapat dilihat pada Gambar 3.4 sesuai dengan struktur backpropagation.

Langkah-langkah yang harus dilakukan pada klasifikasi metode *Backpropagation* yaitu, untuk memulai pengenalan menggunakan *Backpropagation*, semua data input dan data output harus ditransformasi dalam range 0-1. Tujuannya agar nilai bobot tidak besar. Lakukan penjumlahan hasil kali input dengan bobot masing-masing dengan persamaan 3.16

$$vj(p) = \sum_{i=1}^r xi(p).wi j(p) \quad (3.16)$$

Total nilai v diperoleh dari penjumlahan hasil kali setiap fitur dengan bobot masing-masing. Nilai v tersebut di aktivasi dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* untuk mendapatkan sinyal keluarannya seperti yang ditunjukkan pada Persamaan 3.17

$$yk(1) = \frac{1}{1 + e^{-vj(p)}} \quad (3.17)$$

Nilai $y_k(1)$ merupakan nilai pada neuron pertama. Selanjutnya dihitung nilai setiap neuron. Setiap neuron difungsioaktifasikan dengan menggunakan *sigmoid biner*. Nilai pada neuron menjadi inputan menuju output. Selanjutnya nilai pada setiap neuron dikalikan dengan bobot baru.

$$vj(p) = \sum_{i=1}^r xk(p).wjk(p) \quad (3.18)$$

Nilai yang didapatkan dari persamaan (3.18) tersebut difungsioaktifasikan kembali sesuai dengan persamaan 3.19

$$y_k(1) = \frac{1}{1 + e^{-vj(p)}} \quad (3.19)$$

Dari hasil perhitungan, masih ada selisih antara nilai yang didapat dengan nilai yang diharapkan. Perhitungan error nya dapat dihitung sesuai dengan Persamaan 3.20 dan 3.21.

$$e_k(p) = y_{dk}(p) - y_k(p) \quad (3.20)$$

$$\delta_k(p) = y_k(p) \times [1 - y_k(p)] \times e_k(p) \quad (3.21)$$

Hitung koreksi bobot dengan *learning rate* nya 0.4 seperti yang ditunjukkan pada Persamaan 3,22

$$\Delta w_{jk}(p) = n \times y_j(p) \times \delta_k(p) \quad (3.22)$$

3.6 Perhitungan Performance Metode

Teknik Receiver Operating Characteristic (ROC) digunakan untuk menghitung kemampuan (performance) dari penggunaan metode klasifikasi baik *K-Nearest Neighbor* maupun *Backpropagation* dalam mengklasifikasi data normal dan abnormal dari detak jantung melalui pola sinyal EKG. Pada teknik ROC menghasilkan empat nilai karakteristik yaitu True Positive (TP), False Positive (FP), False Negative (FN) dan True Negative (TN).

True positive (TP) menunjukkan detak jantung normal maupun abnormal teridentifikasi secara tepat sesuai kelasnya. False positive (FP) menunjukkan detak jantung normal maupun abnormal seharusnya teridentifikasi dengan tepat pada kelasnya namun pada proses klasifikasi, pola sinyal tersebut teridentifikasi menjadi pola sinyal yang bukan kelasnya. Contohnya supraventricular aritmia teridentifikasi menjadi ventricular takiaritmia. True negative (TN) menunjukkan pola sinyal jantung yang bukan anggota kelas tersebut teridentifikasi tepat bukan anggota kelas tersebut. False negative (FN) menunjukkan pola sinyal jantung yang bukan anggota kelas tersebut namun teridentifikasi sebagai anggota kelas tersebut. Berdasarkan keempat nilai tersebut diperoleh nilai True Positive Rate (TPR) yang dikenal

dengan istilah *sensitivity* atau pola sinyal yang teridentifikasi secara benar berdasarkan Persamaan 3.23.

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.23)$$

False Positive Rate (FPR) atau *specificity* adalah nilai yang menunjukkan tingkat kesalahan metode klasifikasi dalam mengidentifikasi pola sinyal jantung. Nilai tersebut diperoleh dari persamaan 3.24

$$FPR = \frac{TN}{TN + FP} \quad (3.24)$$

Nilai akurasi (*accuracy*) menunjukkan presentasi keakuratan metode klasifikasi yang digunakan dan diperoleh dari Persamaan 3.25

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \times 100\% \quad (3.26)$$

Nilai Presisi (*precision*) mewakili proporsi pola jantung yang diamati dan pola jantung yang sebenarnya dan diperoleh dari Persamaan 3.26

$$Presisi = \frac{TP}{FP + TP} \quad (3.26)$$

F1score dihitung berdasarkan ketepatan dan kepekaan. Nilai F-1 bervariasi antara nilai [0,1]. Nilai 1 mewakili kemampuan pengenalan optimal dari sistem dan nilai 0 menunjukkan bahwa sistem tidak mampu dikenali, untuk memperoleh nilai F1 maka digunakan Persamaan 3.27

$$F1score = \frac{2 \times Presisi \times Sensitivitas}{Presisi + Sensitivitas} \quad (3.27)$$

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menjelaskan proses dan hasil klasifikasi detak jantung berdasarkan pola sinyal jantung menggunakan Pan-Tompkins Algoritma yang selanjutnya diklasifikasi menggunakan *K-Nearest Neighbor* dan *Backpropagation*. Kedua metode klasifikasi tersebut dibandingkan untuk mendapatkan metode klasifikasi yang paling efektif untuk proses klasifikasi detak jantung normal dan abnormal pada sinyal EKG.

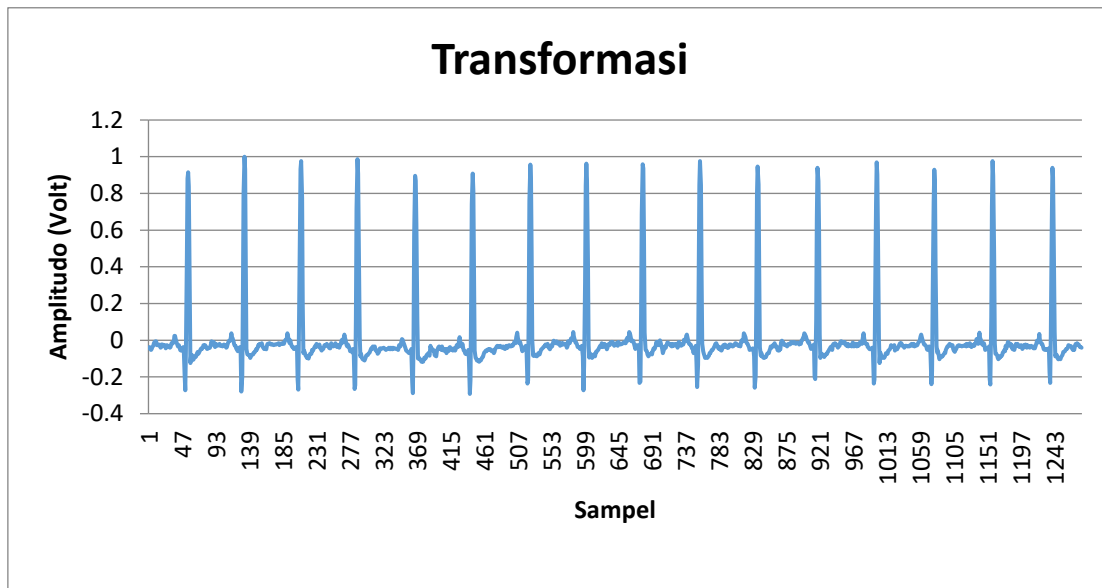
4.1 Data Penelitian

Data penelitian yang digunakan sudah dijelaskan pada Bab III, dimana menggunakan empat kelas, yaitu normal, *supraventricular arrhythmia*, *ventricular tachyarrhythmia* dan *atrial fibrillation*. Pada penelitian ini, kami menggunakan dua macam data yang berbeda durasi dan jumlah subjeknya, yang pertama dilakukan pengujian terhadap data 1 menit kemudian diikuti dengan data 10 detik, dua macam data tersebut dilakukan proses yang sama, mulai dari tahap pemilihan subjek dan kelas data, dilanjutkan dengan preprocessing untuk menghilangkan noise dan data yang tidak perlu dan untuk mendeteksi kompleks QRS, *Interval Q-R*, RR interval, sehingga kalau sudah bisa deteksi 3 fitur tersebut, maka kita juga bisa hitung berapa bit permenit detak jantung pada tiap-tiap subjek. Setelah itu masuk ke tahapan klasifikasi, dimana fitur yang sudah didapatkan tadi di *training* kemudian di uji dan kita bisa melihat apakah metode klasifikasi yang kita gunakan dan fitur yang sudah didapatkan bisa mengklasifikasi kelas data secara benar.

4.2 Preprocessing

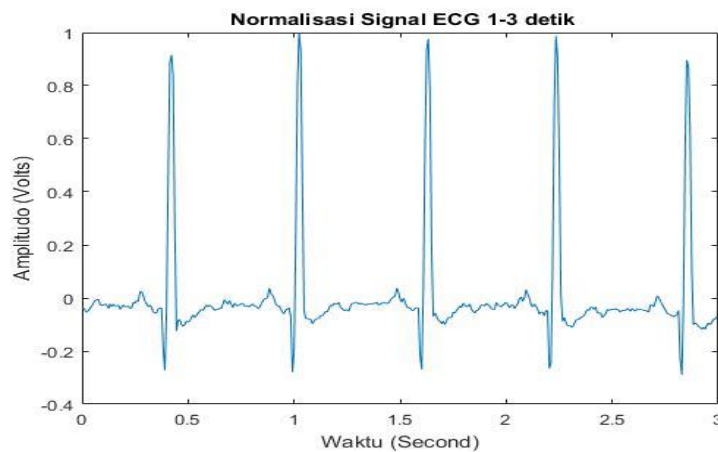
4.2.1 Transformasi

Tahap pertama dalam preprocessing adalah transformasi, Gambar 4.1 menunjukkan hasil dari proses transformasi data.



Gambar 4.1 Hasil Transformasi

Pada Gambar 4.1 diasumsikan sebagai data yang baik untuk sebuah penelitian. Data tersebut sudah berada pada reange -0.2 sampai 1. Diharapkan dengan range yang lebih kecil ini akan memudahkan peneliti dalam melakukan pemrosesan data selanjutnya.

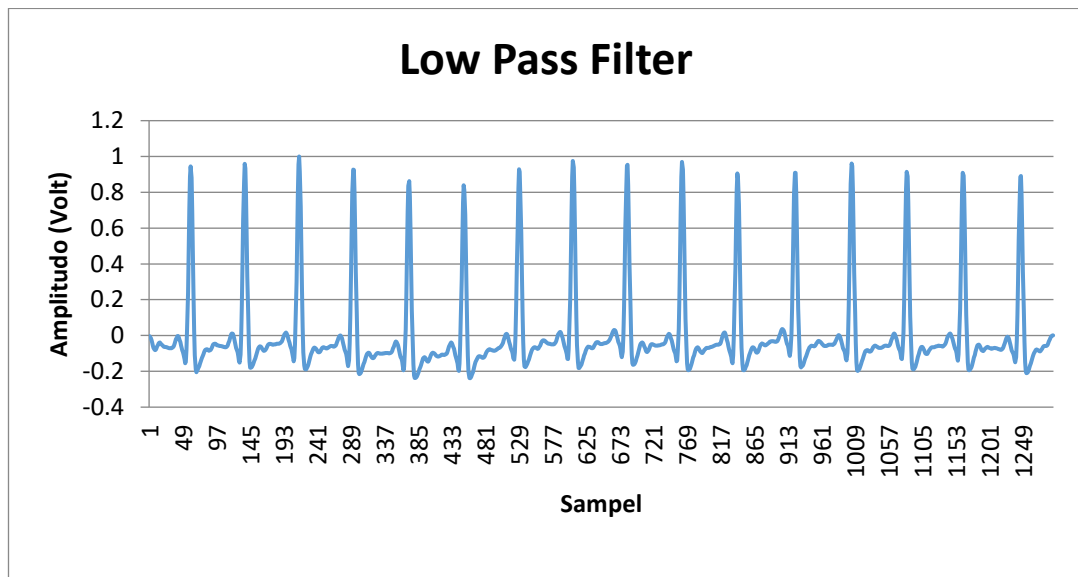


Gambar 4.2 Normalisasi Data 3 Detik

Gambar 4.2 merupakan hasil dari proses normalisasi data awal yang di plot selama 3 detik, sehingga dapat dilihat dengan detail hasil dari proses normalisasi yang menjadikan range dari amplitudonya menjadi kecil yang berguna untuk proses pengolahan selanjutnya sehingga hasil yang didapatkan lebih sederhana.

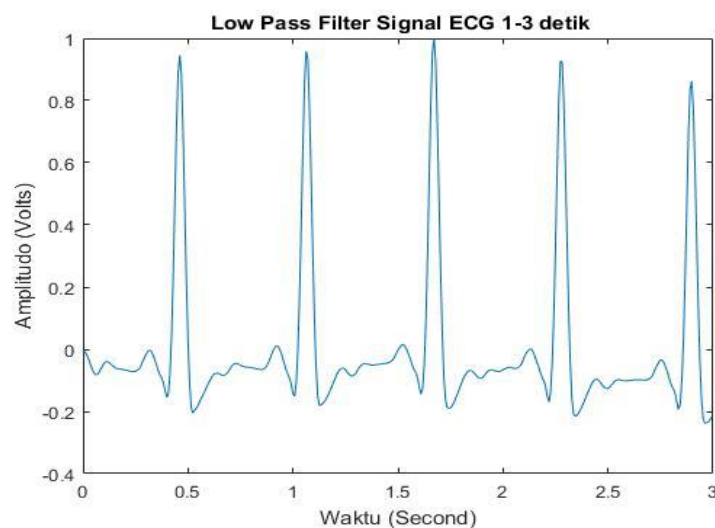
4.2.2 Bandpass Filter

Ada dua tahapan yang dilakukan dalam tahap ini, yaitu low pass filter dan highpass filter. Gambar 4.3 menunjukkan hasil dari lowpass filter.



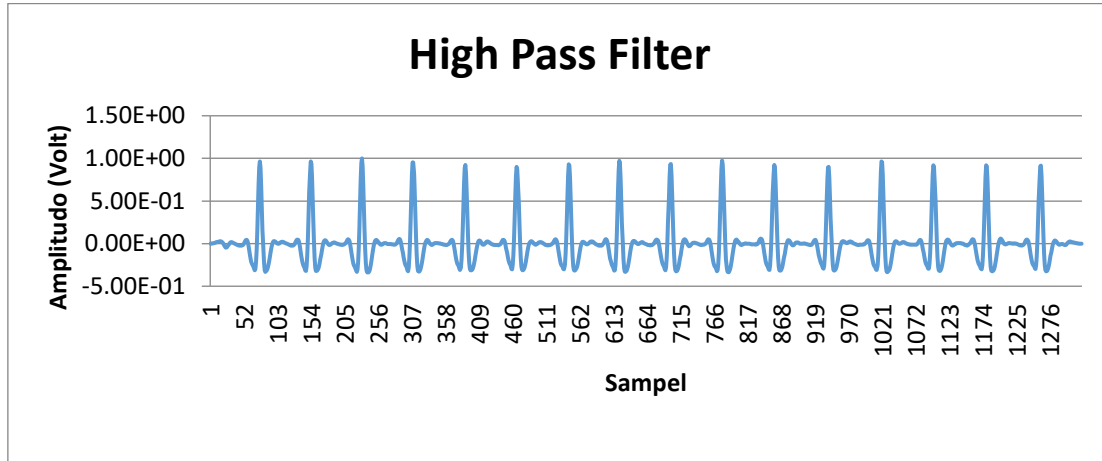
Gambar 4.3 Hasil Low Pass Filter

Gambar 4.3 menjelaskan bahwa pada data gelombang EKG 10 detik untuk jantung normal yang telah difilter untuk frekuensi rendah. Frekuensi rendah yang biasanya terdapat pada segmen P, Q, S dan T terlihat lebih jelas. Untuk lebih detailnya, maka diplot selama 3 detik seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.4



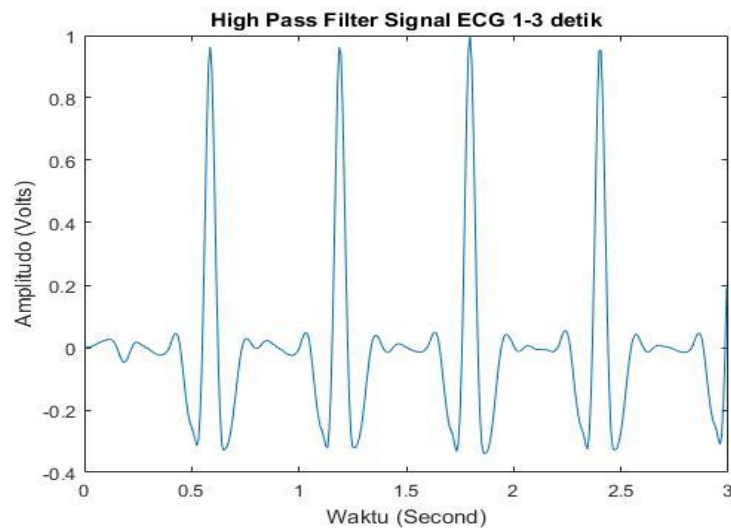
Gambar 4.4 Low Pass Filter selama 3 Detik

Untuk tahap selanjutnya, data gelombang EKG harus difilter dengan High Pass Filter. Hasil dari high pass filter ditunjukkan pada Gambar 4.5



Gambar 4.5 Hasil High Pass Filter

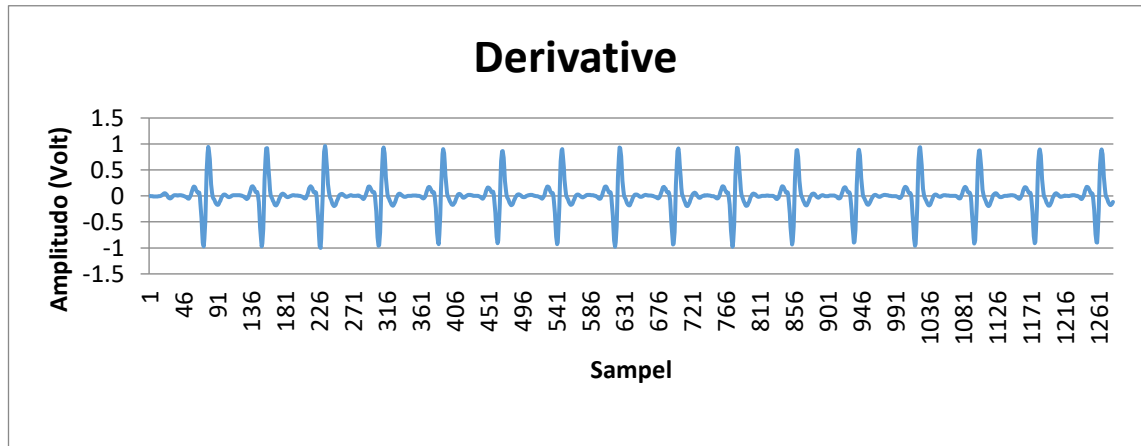
Gambar 4.5 merupakan hasil dari proses High Pass Filter. Namun pada tahapan filter ini, frekuensi rendah akan tersaring dan akan melewati frekuensi tinggi. Dapat diamati bahwa pada output High Pass Filter untuk menekankan setiap segmen dari detak jantung. Untuk lebih detailnya, maka diplot data dalam domain waktu yang ditunjukkan pada Gambar 4.6



Gambar 4.6 High Pass Filter selama 3 Detik

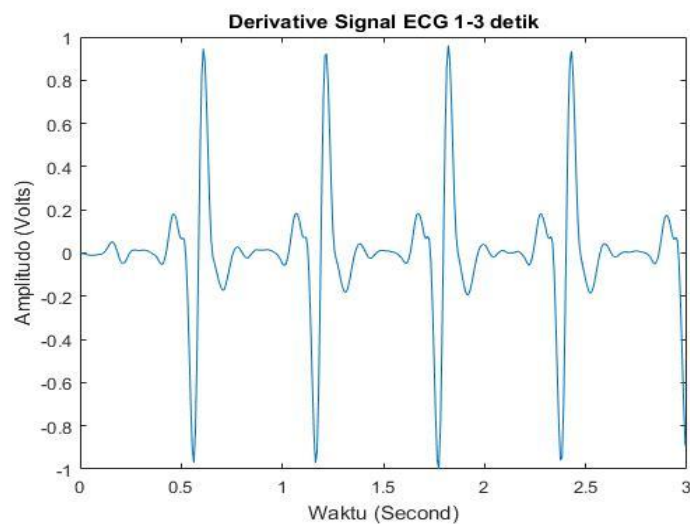
4.2.3 Derivative

Tahap berikutnya adalah integral derivative, Gambar 4.7 menunjukkan hasil dari proses derivative.



Gambar 4.7 Hasil Derivative

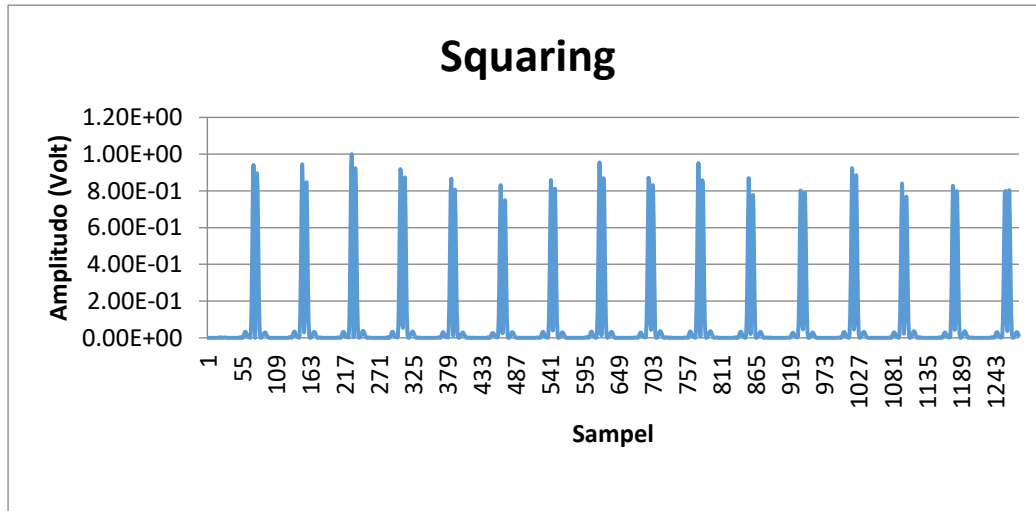
Gambar 4.7 adalah hasil dari proses derivative. Dari gambar tersebut dapat diamati bahwa pada data dengan amplitudo tinggi memiliki duplikat terbalik yang terletak sebelum data yang diduplikatkan. Ini bertujuan untuk memperjelas segmen R pada satu detak jantung. Untuk lebih detainya dapat dilihat pada Gambar 4.8



Gambar 4.8 Hasil dari Integral Derivative selama 3 Detik

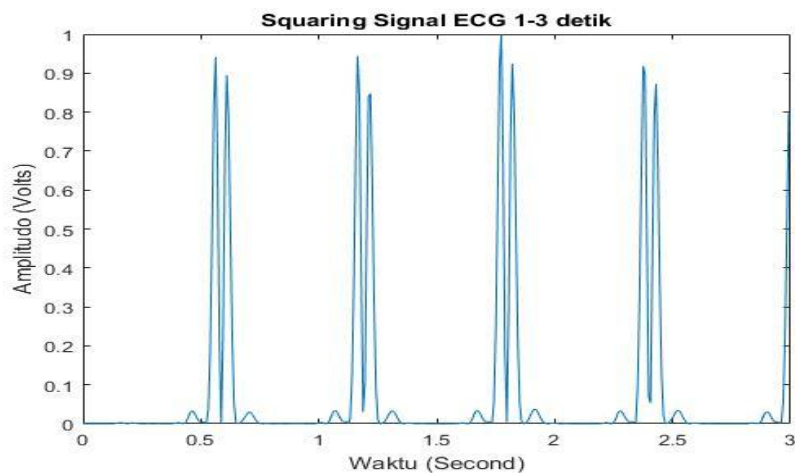
4.2.4 Tahap Squaring

Tahap selanjutnya dalam proses preprocessing adalah tahap Squaring, Gambar 4.9 merupakan hasil yang didapatkan dalam proses tersebut.



Gambar 4.9 Hasil Squaring

Gambar 4.9 adalah hasil dari squaring dari data gelombang EKG normal. Squaring ini merupakan kuadrat dari segmen R. Jika dilihat berdasarkan hasil Derivative pada tahap sebelumnya, data R duplikat terbalik pada derivative yang mengalami kuadrat, sehingga terdapat dua puncak R berdekatan dalam satu detak jantung. Untuk lebih detailnya maka di plot data selama 3 detik dalam domain waktu, agar setiap segmen pada tahap squaring terlihat jelas dan lebih detail, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.10

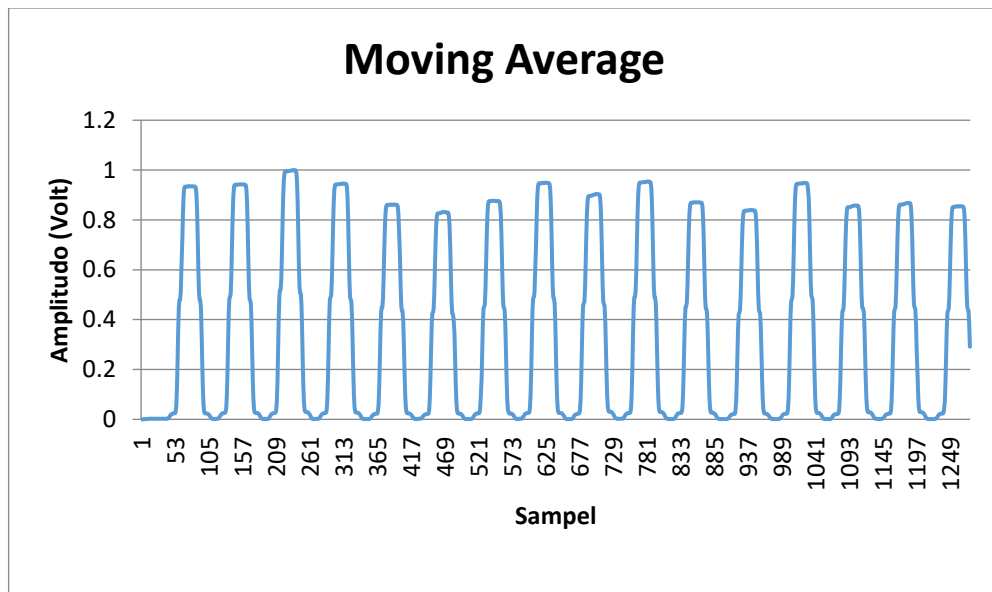


Gambar 4.10 Tahap Squaring selama 3 Detik

Pada Gambar 4.10 menunjukkan bahwa puncak R telah diduplikasi menjadi dua sehingga pada tiap segmen muncul dua buah nilai R yang berguna untuk membuat Nilai R semakin jelas yang menjadikan tahapan moving average bisa semakin jelas puncak dari Nilai R atau gelombang R.

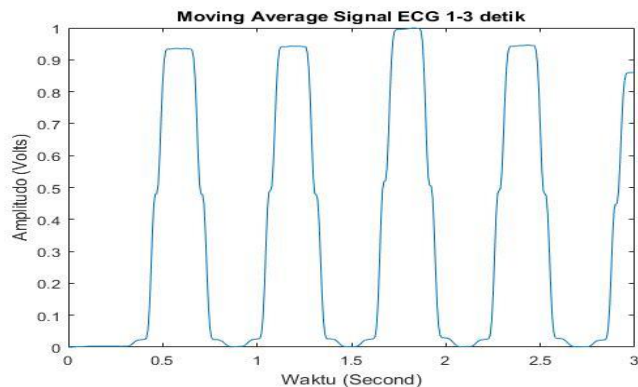
4.2.5 Moving Average

Tahap berikutnya yang harus dilewati adalah tahap moving average, Gambar 4.11 menunjukkan hasil dari tahapan moving average.



Gambar 4.11 Hasil Moving Average

Pada Gambar 4.11, tahapan moving average menjadikan nilai puncak R yang berdekatan menjadi 1 dengan mendapatkan nilai rata-rata. Hasil Moving Average mengakibatkan segmen R terlihat lebih jelas.

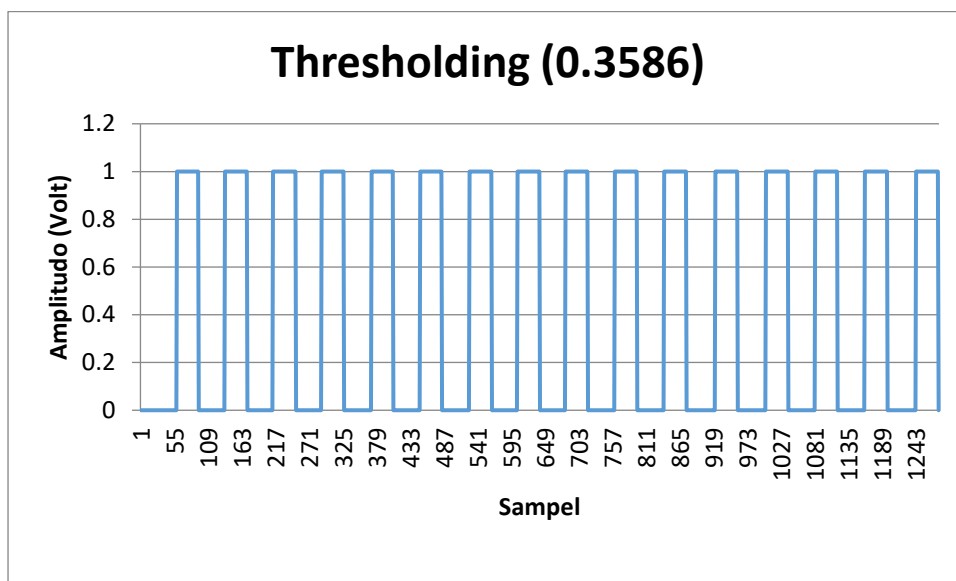


Gambar 4.12 Moving Average kondisi 3 Detik

Gambar 4.12 merupakan hasil plot selama 3 detik dalam domain waktu yang secara detail menunjukkan nilai gelombang R sudah terlihat jelas.

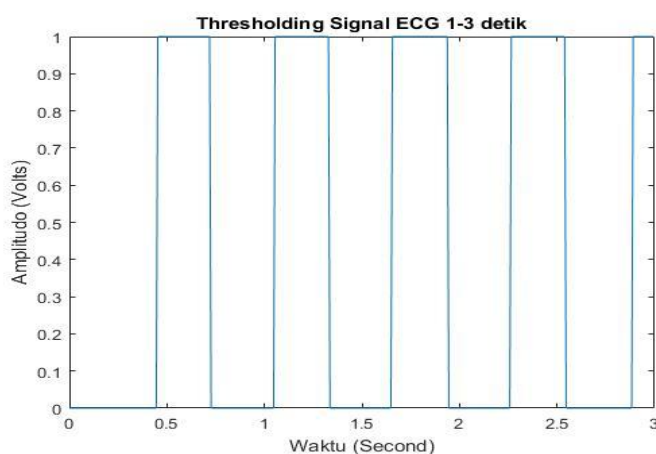
4.2.6 Tahap Thresholding (Ambang Batas)

Tahap ini merupakan tahapan terakhir dalam proses preprocessing, Gambar 4.13 menunjukkan hasil dari thresholding.



Gambar 4.13 Hasil threshold

Gambar 4.13 merupakan hasil dari Thresholding dengan batas ambang 0.3586. Dari gambar tersebut dapat diamati bahwa setiap puncak segmen R pada detak jantung akan menjadi 1 sedangkan segmen lainnya akan menjadi 0.

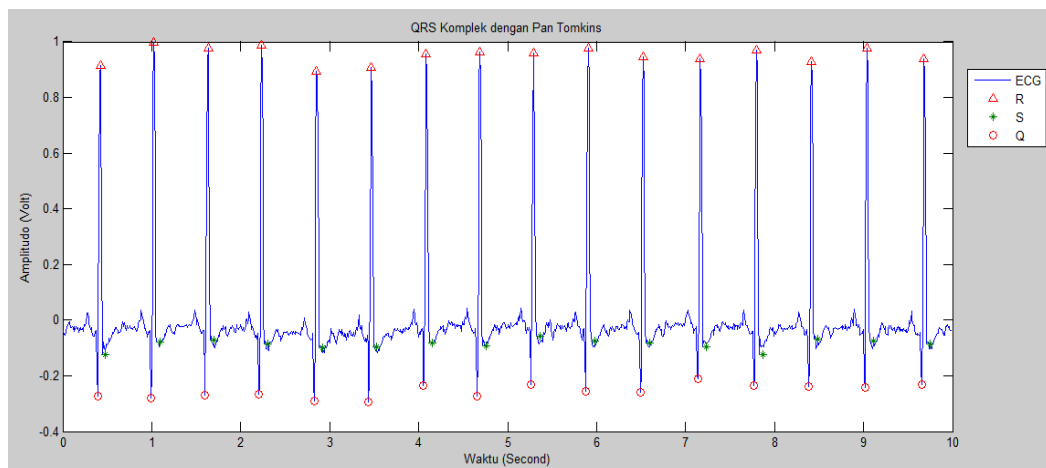


Gambar 4.14 Threshold sinyal ECG selama 3 Detik

Gambar 4.14 merupakan hasil dari plot domain waktu selama 3 detik dimana interval dari R-R dapat dihitung berdasarkan waktu mulai dari tepi naik sampai tepi turun dari sebuah gelombang, dimana pada contoh seperti Gambar 4.14 didapatkan interval waktu selama 1 detik dimana apabila dikalikan dengan 1 menit untuk menghitung heart rate atau bpm maka didapatkan hasil 60 bpm.

4.2.7 Ekstraksi Fitur

Setelah mengalami semua tahapan preprocessing, maka selanjutnya masuk ke tahap ekstraksi fitur, dari sinilah kita bisa mendeteksi kompleks QRS, RR interval, *Interval Q-R* dan juga bisa menghitung nilai beat permenit dalam sinyal EKG. Gambar 4.15 merupakan hasil dari deteksi QRS kompleks.



Gambar 4.15 Hasil Deteksi QRS Kompleks

Berdasarkan Gambar 4.15 dapat diamati bahwa penggunaan metode Pan-Tompkins dapat mengenali fitur QRS Kompleks. Nilai Q ditandai dengan simbol lingkaran, Nilai R ditandai dengan simbol segitiga dan segmen S ditandai dengan simbol bintang.

4.3 Hasil Normalisasi Data

Hasil yang diperoleh dalam ekstraksi fitur harus menyesuaikan dengan inputan pada backpropagation, maka terlebih dahulu harus mengalami proses normalisasi data yang ditransformasikan dalam range (0-1) dengan menggunakan persamaan yang dituliskan pada Bab 3 yaitu Persamaan 3.14. hasil yang didapatkan setelah melalui tahapan normalisasi dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Hasil Normalisasi Fitur

No	Nama Data	Q	R	S	R-R Interval	Q-R Interval	BPM
1	04015.txt	0.27265986	0.80393147	0.587843376	0.522222222	0.830033278	0.301724138
2	16265.txt	0.474546868	0.79807076	0.637829091	0.522222222	0.665973378	0.356034483
3	16272.txt	0.390203875	0.97330772	0.632496916	0.566666667	0.904159734	0.317241379
4	04043.txt	0.395708041	0.98929505	0.539803646	0.725925926	0.915557404	0.255172414
5	16273.txt	0.318591901	0.87679181	0.617869464	0.52962963	0.865557404	0.348275862
6	04048.txt	0.43954237	0.46272324	0.145567373	0.511111111	0.364143095	0.301724138
7	16420.txt	0.304163414	0.93127796	0.603242011	0.448148148	0.930366057	0.317241379
8	800.txt	0.318061442	0.92534635	0.228764816	0.715092593	0.913643927	0.231896552
9	04126.txt	0.508984937	0.97991605	0.844330436	0.704814815	0.817470882	0.20862069
10	04746.txt	0.297903997	0.86772491	0.623201638	0.588888889	0.872878536	0.301724138
11	801.txt	0.27933793	0.83188099	0.701166681	0.686574074	0.852246256	0.21637931
12	802.txt	0.462134126	0.94000592	0.567213803	0.978611111	0.815058236	0.1
13	05091.txt	0.362933519	0.97042118	0.560187165	0.333333333	0.922712146	0.255172414
14	16539.txt	0.295782161	0.85857327	0.62176051	0.507407407	0.865557404	0.348275862
15	cu01.txt	0.216020976	0.59844673	0.502277691	0.259259259	0.672712146	0.674137931
16	05261.txt	0.453665397	1	0.799926649	0.775092593	0.880615641	0.20862069
17	16773.txt	0.370046431	0.90873781	0.652744769	0.566666667	0.879034942	0.348275862
18	803.txt	0.441019241	0.97056262	0.467823759	0.285185185	0.861647255	0.627586207
19	804.txt	0.2758369	0.84442212	0.715361795	0.750740741	0.867304493	0.21637931
20	cu02.txt	0.488879247	0.93753473	0.65917388	0.37037037	0.791680532	0.534482759
21	06426.txt	0.246667951	0.80393147	0.530960118	0.277777778	0.850415973	0.301724138
22	17052.txt	0.318591901	0.87679181	0.617869464	0.52962963	0.865557404	0.348275862
23	cu03.txt	0.448778356	0.9566186	0.454648989	0.288888889	0.841846922	0.627586207
24	cu04.txt	0.458873563	0.88429821	0.649858143	0.255555556	0.762895175	0.674137931
25	805.txt	0.214621923	0.78536015	0.226819293	0.707962963	0.857237937	0.231896552

Sebelum dilakukan pelatihan dan pengujian menggunakan Backpropagation, data *input* harus dinormalisasi terlebih dahulu. Hal ini dilakukan agar nilai *input* sesuai dengan target/keluaran. Sebelum dinormalisasi banyak data fitur yang nilainya ≥ 1 sehingga perlu dilakukan normalisasi data terlebih dahulu. Nilai yang digunakan pada jaringan dalam *range* 0 sampai 1, hasil normalisasi data dapat dilihat pada Tabel 4.1

4.4 Klasifikasi

Proses klasifikasi terbagi menjadi 3 (tiga) kelas diantaranya adalah :

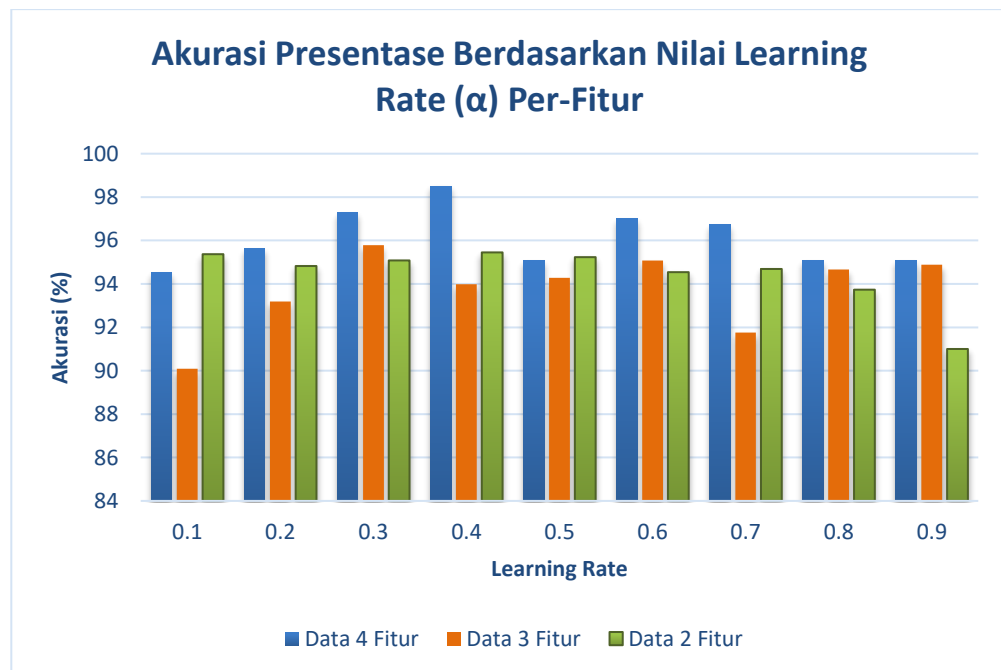
- Kelas I menyatakan detak jantung ritme sinus normal
- Kelas II menyatakan detak jantung *Supraventricular arrhythmia*
- Kelas III menyatakan detak jantung *Ventricular tachyarrhythmia*
- Kelas IV menyatakan detak jantung *Atrial fibrillation*

Parameter uji coba merupakan bagian penting dari percobaan yang menentukan hasil akhir identifikasi. Pada percobaan ini, parameter uji coba yang digunakan sebagai berikut:

1. Tipe data : .txt
2. Length Data : 1 menit dan 10 detik
3. Jumlah data *training* 1 menit : 2244 data
4. Jumlah data *testing* 1 menit : 734 data
5. Jumlah data *training* 10 detik : 603 data
6. Jumlah data *testing* 10 detik : 183 data

4.5 *Backpropagation*

Metode klasifikasi pertama yang dilakukan pada penelitian ini adalah feed forward *Backpropagation*. *Backpropagation* juga dikenal dengan nama multi layer perceptron (MLP). Penentuan layer tersembunyi (*hidden layer*) pada penelitian ini menggunakan perhitungan yaitu penjumlahan atribut input dengan jumlah output dibagi 2 sehingga didapatkan jumlah neuron *hidden layer* berjumlah 5 *node*. Penentuan laju pelatihan (*learning rate*) dilakukan menggunakan proses percobaan atau *training error* yang ditunjukkan pada Gambar 4.16



Gambar 4.16 Presentase akurasi 4 fitur dari pola sinyal EKG berdasarkan *learning rate* (α) untuk data latih

Gambar 4.16 mewakili pengujian data selama 10 detik yang menunjukkan tingkat akurasi metode klasifikasi berdasarkan laju pembelajaran (*learning rate*) yang digunakan. Pada gambar tersebut dilakukan percobaan menggunakan nilai α yaitu 0.1, 0.2 sampai 0.9. Gambar 4.16 juga menunjukkan bahwa nilai α yang paling tepat adalah 0.4, selain karena saat proses *training* menunjukkan presentase akurasi yang paling baik, pada data *testing* dengan *learning rate* yang sama juga menunjukkan akurasi terbaik dengan menggunakan laju pembelajaran (α) 0.4, proses *testing* akan semakin lama bila dibandingkan nilai α sama dengan 0.9.

Parameter uji coba yang digunakan pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. *Training function* : *Backpropagation*
2. Jumlah neuron pada *Hidden layer* : 5
3. Jumlah neuron masukan : 4
4. Jumlah neuron keluaran : 4
5. *Transfer function* : sigmoid biner
6. *Learning rate* : 0.4
7. *Training function* : 500

Berikut adalah hasil dari percobaan klasifikasi pola sinyal EKG menggunakan metode klasifikasi *Backpropagation* dengan parameter uji coba menggunakan berbagai fitur, yaitu QRS kompleks, R-R interval, nilai bpm, dan ketinggian Q_R yang dibagi ke dalam 2 jenis data berdasarkan lama pengambilan data, yaitu 1 menit dan 10 detik.

Cara pengambilan data *training* dan *testing* adalah setelah fitur didapatkan, data *random* dari hasil ekstraksi fitur di *training* sebanyak 70 % dari total keseluruhan data baik itu data 1 menit maupun 10 detik. Sisanya yaitu 30% yang dijadikan data *testing* dengan aturan data *training* tidak dicampur dengan data *testing*. Cara pengujian *Backpropagation* untuk data *training* adalah diambil *random* dari atas dan bawah sebanyak 70 % data yaitu pada data 1 menit ada 2244 data latih dan 30% yaitu sebanyak 734 data uji yang diambil dari sisa data latih tadi. Dengan perlakuan yang sama juga diterapkan pada data 10 detik, maka didapatkan sebanyak 603 data latih dan 183 data uji.

4.6 Klasifikasi data 1 Menit

Untuk tahap klasifikasi pertama dilakukan pada data EKG 1 menit. Metode yang digunakan adalah metode *Backpropagation*. Pemilihan metode *Backpropagation* ini disesuaikan dengan jenis data yang digunakan. Dengan data yang diperoleh, metode klasifikasi jenis supervised hasil akurasi kurang bagus apabila dibandingkan dengan data 10 detik, karena penggunaan data 1 menit terlalu panjang dan terlalu banyak, jadi akurasinya kurang dibandingkan dengan pengambilan data selama 10 detik dan bisa jadi saat pengambilan fitur yang didapatkan tidak sesuai, karena kalau data terlalu panjang durasinya, saat mendeteksi gelombang QRS dan gelombang R, terjadi kesalahan deteksi puncak, sehingga bpm nya berkurang ataupun noise yang ada sulit dikurangi karena data yang terlalu panjang tadi, akibatnya data yang sekiranya adalah noise dibaca sebagai data gelombang R ataupun QRS, sehingga jumlah bpm jadi bertambah. Sehingga akurasi yang didapatkan rendah.

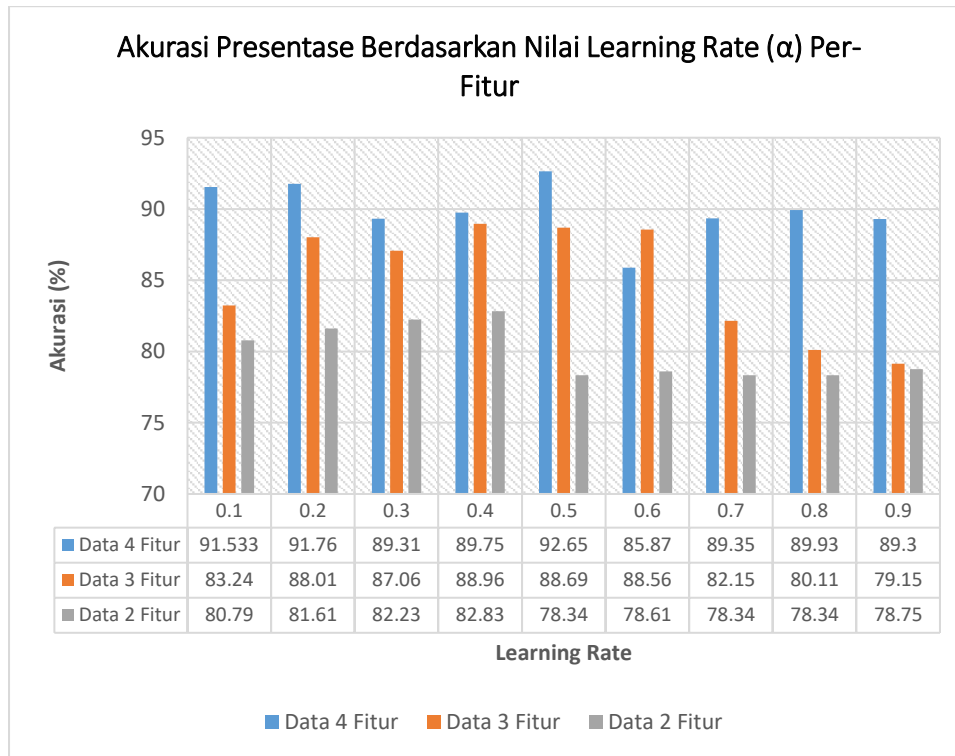
Tabel 4.2 Data *Training* dan *Testing* Pada Penelitian data 1 Menit

Tipe	MIT- BIH Data Base	Training File	Testing File
1	<i>Normal Sinus Rhythm</i>	717	222
2	<i>Supraventricular Arrhythmia</i>	431	129
3	<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	575	209
4	<i>Atrial fibrillation</i>	521	174
Total		2244	734

Untuk data *training* pada pengambilan data 1 menit, setelah melalui tahapan pengambilan data mentah, di kurangi noise nya, dan ekstraksi fitur, maka didapatkan data 1 menit untuk data *training* 2244 data dan *testing* diperoleh 734 data yang akan dikalsifikasikan menggunakan metode *Backpropagation* dan *K-Nearest Neighbor*, sehingga nantinya diharapkan dapat memberikan klasifikasi yang baik dan benar sesuai dengan kelas data yang digunakan dalam penelitian.

4.7 Klasifikasi data 1 Menit

Pada data 1 menit yang berasal dari 27 subjek didapatkan data EKG sebanyak 2244 data latih menggunakan 2 fitur, 3 fitur dan 4 fitur, kemudian dilakukan pengujian 9 kali menggunakan *learning rate* yang berbeda yaitu 0.1 sampai 0.9, maka didapatkan hasil sesuai dengan Gambar 4.17



Gambar 4.17 Perbandingan Akurasi berdasarkan *Learning rate* untuk Data Latih

Pada Gambar 4.17 dengan menggunakan data *training* sebanyak 2244 data dari 27 orang subjek, akurasi yang terbaik ditunjukkan dengan data yang memakai *learning rate* (α) 0.5. Mampu menghasilkan akurasi yang paling baik pada data dengan 2 fitur, 3 fitur dan 4 fitur. Begitupun data *testing* menggunakan laju pembelajaran 0.5. Berikut adalah hasil dari perhitungan performance metode backpropagation yang ditunjukkan pada Tabel 4.3

Tabel 4.3 Hasil ROC Data Latih 1 Menit

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	605	78	0	34
<i>Supraventricular arrhythmia</i>	398	0	21	12
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	575	0	0	0
<i>Atrial fibrillation</i>	501	20	0	0
Jumlah	2079	98	21	46

$$TPR = \frac{2079}{2079 + 46} = 0.978$$

$$FPR = \frac{98}{98 + 21} = 0.82$$

$$Akurasi = \frac{98 + 2079}{98 + 2079 + 46 + 21} \times 100\% = 92.65\%$$

$$Presisi = \frac{2079}{21 + 2079} = 0.99$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.99 \times 0.978}{0.99 + 0.978} = \frac{1.94}{1.97} = 0.985$$

Pada pengujian performance data latih sesuai dengan Tabel 4.2 yaitu menggunakan 4 fitur yaitu QR interval, nilai heart rate, QRS kompleks dan RR interval menggunakan metode *Backpropagation* didapatkan *sensitivity* 0.978, FPR atau *specificity* 0.82 dengan akurasi rata-rata 92.65% menggunakan metode *Backpropagation* dapat mengklasifikasi sangat baik pada data latih dengan pengujian menggunakan data 1 menit dengan nilai presisi 0.99, serta F1score yang diperoleh adalah sebesar 0.985 yang artinya Skor F1 dihitung berdasarkan ketepatan dan kepekaan. Nilai F1 bervariasi antara nilai [0,1]. Nilai 1 mewakili kemampuan pengenalan optimal dari sistem dan nilai 0 menunjukkan bahwa sistem tidak mampu dikenali, dengan nilai F1 yang didapatkan 0.985 berarti kemampuan dalam pengenalan dari sistem sudah sangat bagus.

Tabel 4.4 Persentase Keberhasilan Pengenalan Pola Sinyal EKG pada Sampel Data Latih 1 Menit

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ	Persentase
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi		
Actual Class	Normal	605	78	0	34	717	84.38%
	Supraventrikular	12	398	0	21	431	92.34%
	Ventrikular	0	0	575	0	575	100%
	Atrial Fibrilasi	20	0	0	501	521	96%
Σ		637	476	575	556	2244	92.65%

Pada Tabel 4.4, data latih yang dipakai adalah data dengan durasi 1 menit, dimana terdiri dari 2244 data latih dari 27 subjek. Untuk data *normal sinus rhythm* terdeteksi 605 dari 717 data, 78 data terdeteksi true negatif sebagai *supraventricular arrhythmia* dan sebanyak 34 data dikenali sebagai kelas *atrial fibrillation* dengan jumlah persentase kelas normal sebesar 84.38%, data kedua dengan kelas *supraventricular arrhythmia* terdeteksi sebanyak 398 data dari 431 data, 12 data terdeteksi sebagai kelas *normal sinus rhythm* dan 21 data dikenali sebagai kelas *atrial fibrillation* dengan presentase sebesar 92.34%. Selanjutnya yaitu *ventricular tachyarrhythmia* terdeteksi 100% dari 575 data. Terakhir adalah kelas *atrial fibrillation* terdeteksi sebanyak 501 data dari total 521 data, didapatkan presentasi sebesar 96%. Ada 20 data yang salah terdeteksi yaitu dikenali sebagai kelas *normal sinus rhythm*. Jadi akurasi rata-rata yang diperoleh pada data latih menggunakan metode *Backpropagation* (multilayer perceptron) adalah sebesar 92.65%.

Tabel 4.5 Pengaruh Jumlah Neuron Hidden Layer dan Laju Pembelajaran (α) terhadap Klasifikasi menggunakan Metode Backpropagation Neural Network pada Data Training 1 Menit

	Presentase Akurasi pada Jumlah Hidden Layer (%)													
Learning Rate (α)	N = 2	N = 3	N = 4	N = 5	N = 6	N = 7	N = 8	N = 9	N = 10	N = 11	N = 15	N = 20	N = 25	N = 30
0.1	73.41	87.62	87.07	91.53	87.07	87.62	88.16	88.71	88.71	87.62	89.26	91.26	92.01	92.30
0.2	76.14	86.52	88.16	91.76	87.07	91.44	88.71	88.71	88.16	89.26	88.16	92.50	92.19	92.13
0.3	77.78	88.71	89.80	89.31	88.71	90.90	90.90	92.26	89.26	90.35	89.80	92.19	92.55	91.59
0.4	77.78	88.16	85.98	89.75	89.80	90.90	90.35	89.80	90.90	89.26	91.80	91.95	92.46	92.73
0.5	77.24	87.62	87.07	92.65	90.35	89.80	90.35	89.80	90.90	90.35	88.71	91.93	92.33	90.88
0.6	78.87	87.07	86.52	85.87	87.62	90.90	90.35	90.90	90.90	90.35	92.65	91.17	92.33	90.84
0.7	78.33	87.07	85.98	89.35	89.26	90.90	90.90	91.44	91.44	89.26	89.26	92.64	92.73	90.66
0.8	77.78	85.43	85.98	89.93	89.80	91.44	88.71	90.35	90.90	92.68	90.35	91.80	92.50	92.48
0.9	77.78	87.07	87.07	89.30	91.99	88.71	90.35	91.44	91.44	90.35	90.90	92.11	92.31	90.17
Rata-Rata (%)	77.23	87.25	87.07	89.94	89.07	90.29	89.86	90.38	90.29	89.94	90.10	91.95	92.38	91.53

Pada pengujian dengan memvariasikan hidden layer dan learning rate menggunakan 4 fitur seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.5, maka didapatkan hasil pengujian dengan akurasi tertinggi 92.73% dan akurasi terkecil terletak pada jumlah hidden layer 2 dengan learning rate 0.1 dengan hasil akurasi 73.41%. Untuk akurasi tertinggi terletak pada dua titik yaitu jumlah hidden layer 25 dan 30 node dengan penggunaan learning rate masing-masing adalah 0.7 dan 0.4, Untuk pengujian data testing digunakan hidden layer 5 dengan learning rate 0.5 karena untuk memakai hasil akurasi tertinggi memakan waktu yang lama dalam proses training data, jadi pada penelitian ini menggunakan hasil akurasi tertinggi kedua yaitu dengan hasil akurasi 92.65% yang terletak pada learning rate 0.5 dengan jumlah node pada hidden layer adalah 5 node karena performance sudah terpenuhi dan nilai akurasi yang didapatkan sudah tinggi serta waktu yang tidak terlalu lama jika dibandingkan dengan data yang mempunyai jumlah hidden layer tinggi dan learning rate tinggi. Learning rate sangat berpengaruh karena semakin kecil laju pembelajaran berarti semakin cepat proses yang dilakukan.

4.7.1 Pengujian 2 fitur dengan Data 1 Menit

4.7.1.1 Fitur QRS Kompleks dan R-R Interval

Pada pengujian 2 fitur yaitu menggunakan fitur QRS kompleks dan RR interval, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.6

Tabel 4.6 Fitur QRS Kompleks dan RR Interval

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	169	13	40	0
<i>Supraventricular arrhythmia</i>	62	28	39	0
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	208	1	0	0
<i>Atrial fibrillation</i>	153	6	15	0
Jumlah	592	48	94	0

Berdasarkan Tabel 4.6, data yang terdeteksi akurat sebanyak 592 data, yang terdiri dari 169 normal dan 423 abnormal. Sedangkan pada data normal terdapat 53 data yang tidak terdeteksi dan 89 data abnormal yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 62 data *Supraventricular arrhythmia*, 208 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 153 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{592}{592 + 0} = 1$$

$$FPR = \frac{48}{48 + 94} = 0.34$$

$$Akurasi = \frac{48 + 592}{48 + 592 + 94 + 0} \times 100\% = 80.654\%$$

$$Presisi = \frac{592}{94 + 592} = 0.863$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.863 \times 1}{0.863 + 1} = 0.926$$

Pada pengujian dengan 2 fitur yaitu menggunakan fitur QRS kompleks dan RR interval menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 1,

spesifisitas didapatkan 0.34 yang artinya tingkat kesalahan metode *Backpropagation* hanya 0.34 sehingga akurasi yang didapatkan metode *Backpropagation* dengan menggunakan fitur QRS kompleks dan RR interval dapat melakukan klasifikasi 4 kelas data sebesar 80.654 % dengan nilai presisi dan F1score didapatkan berturut-turut sebesar 0.863 dan 0.926 yang artinya kemampuan pengenalan pada sistem sudah optimal, dengan menggunakan 2 fitur sebenarnya sudah bisa mengenali 4 kelas data dengan baik.

4.7.1.2 Fitur QRS Kompleks dan Interval Q-R

Pada pengujian 2 fitur yaitu menggunakan fitur QRS kompleks dan *Interval Q-R*, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.7

Tabel 4.7 Fitur QRS Kompleks dan *Interval Q-R*

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	172	28	22	0
<i>Supraventricular arrhythmia</i>	98	12	19	0
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	209	0	0	0
<i>Atrial fibrillation</i>	158	6	10	0
Jumlah	637	46	51	0

Berdasarkan Tabel 4.7, data yang terdeteksi sebanyak 637 data, yang terdiri dari 172 normal dan 465 abnormal. Pada data normal terdapat 50 data yang tidak terdeteksi Sedangkan pada data abnormal terdapat 47 data yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 98 data *Supraventricular arrhythmia*, 208 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 158 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{637}{637 + 0} = 1$$

$$FPR = \frac{46}{46 + 51} = 0.474$$

$$Akurasi = \frac{46 + 637}{46 + 637 + 51 + 0} \times 100\% = 86.784\%$$

$$\text{Presisi} = \frac{637}{51 + 637} = 0.926$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.926 \times 1}{0.926 + 1} = 0.962$$

Pada pengujian dengan 2 fitur yaitu menggunakan fitur QRS kompleks dan QR interval menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 1, dengan tingkat kesalahan identifikasi sebesar 0.474 sehingga akurasi metode *Backpropagation* dapat mengenali 4 kelas data sebesar 86.784%. didapatkan nilai presisi 0.926 dan F1Score 0.962 yang artinya sistem sudah optimal dalam kemampuan pengenalan pola EKG, dengan menggunakan 2 fitur sebenarnya sudah bisa mengenali 4 kelas data dengan baik.

4.7.1.3 Fitur QRS Kompleks dan BPM

Pada pengujian 2 fitur yaitu menggunakan fitur QRS kompleks dan nilai bpm, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.8

Tabel 4.8 Fitur QRS Kompleks dan BPM

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	170	10	41	1
<i>Supraventricular arrhythmia</i>	77	18	34	0
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	209	0	0	0
<i>Atrial fibrillation</i>	150	13	11	0
Jumlah	606	41	86	1

Berdasarkan Tabel 4.8, data yang terdeteksi sebanyak 606 data, yang terdiri dari 170 normal dan 436 abnormal. Pada data normal terdapat 52 data yang tidak terdeteksi Sedangkan pada data abnormal terdapat 76 data yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 77 data *Supraventricular arrhythmia*, 209 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 150 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{606}{606 + 1} = 0.998$$

$$FPR = \frac{41}{41+86} = 0.323$$

$$\text{Akurasi} = \frac{41+606}{41+606+86+1} \times 100\% = 82.698\%$$

$$\text{Presisi} = \frac{606}{86+606} = 0.876$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.876 \times 0.998}{0.876 + 0.998} = 0.933$$

Pada pengujian dengan 2 fitur yaitu menggunakan fitur QRS kompleks dan nilai bpm menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 0.998 dan spesifisitas 0.323 yang berarti tingkat kesalahan metode klasifikasi dalam mengidentifikasi pola sinyal jantung kecil yaitu 0.323 sehingga akurasi metode *Backpropagation* dapat mengenali 4 kelas data sebesar 82.698%. didapatkan nilai presisi dan F1Score masing-masing sebesar 0.876 dan 0.933 yang artinya mewakili dekatnya proporsi antara pola sinyal yang diamati dengan pola isnyal sebenarnya sangat dekat dan kemampuan pengenalan pola dari sistem sudah optimal. Dengan menggunakan 2 fitur sebenarnya sudah bisa mengenali 4 kelas data dengan baik, tetapi pada fitur QRS dan *Interval Q-R* memiliki hasil akurasi yang lebih tinggi daripada pemilihan 2 fitur QRS kompleks dan nilai bpm yaitu sebesar 82.698%.

4.7.1.4 Fitur R-R Interval dan Interval Q-R

Pada pengujian 2 fitur yaitu menggunakan fitur RR Interval dan *Interval Q-R*, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.9

Tabel 4.9 Fitur R-R Interval dan *Interval Q-R*

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	200	2	18	2
<i>Supraventricular arrhythmia</i>	1	106	21	1
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	146	62	1	0
<i>Atrial fibrillation</i>	60	89	1	24
Jumlah	407	259	41	27

Berdasarkan Tabel 4.9, data yang terdeteksi sebanyak 407 data, yang terdiri dari 200 normal dan 207 abnormal. Pada data normal terdapat 22 data yang tidak terdeteksi, sedangkan pada data abnormal terdapat 305 data yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 1 data *Supraventricular arrhythmia*, 147 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 60 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{407}{407 + 27} = 0.938$$

$$FPR = \frac{259}{259 + 41} = 0.863$$

$$Akurasi = \frac{259 + 407}{259 + 407 + 41 + 27} \times 100\% = 59.128\%$$

$$Presisi = \frac{407}{41 + 407} = 0.908$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.908 \times 0.938}{0.908 + 0.938} = 0.923$$

Pada pengujian dengan 2 fitur yaitu menggunakan fitur RR Interval dan Interval Q-R menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 0.938 yang artinya banyak pola sinyal yang sudah teridentifikasi secara benar. Untuk spesifisitas didapatkan nilai 0.863 yang artinya tingkat kesalahan metode klasifikasi cukup besar dalam identifikasi pola sinyal jantung, sehingga akurasi metode *Backpropagation* dapat mengenali 4 kelas data sebesar 59.128%. dengan nilai presisi 0.908 dan nilai F1 didapatkan sebesar 0.923. Dengan menggunakan 2 fitur ini belum bisa mengenali 4 kelas data dengan baik, hasil akurasi pemilihan 2 fitur RR Interval dan Interval Q-R yaitu sebesar 59.128 %.

4.7.1.5 Fitur R-R interval dan BPM

Pada pengujian 2 fitur yaitu menggunakan fitur RR Interval dan nilai bpm, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.10

Tabel 4.10 Fitur R-R interval dan BPM

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	126	21	38	37
<i>Supraventricular arrhythmia</i>	19	45	36	29
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	125	44	21	19
<i>Atrial fibrillation</i>	94	17	22	41
Jumlah	364	127	117	126

Berdasarkan Tabel 4.10, data yang terdeteksi sebanyak 364 data, yang terdiri dari 126 normal dan 238 abnormal. Pada data normal terdapat 96 data yang tidak terdeteksi, sedangkan pada data abnormal terdapat 274 data yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 19 data *Supraventricular arrhythmia*, 125 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 94 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{364}{364 + 126} = 0.743$$

$$FPR = \frac{127}{127 + 117} = 0.520$$

$$\text{Akurasi} = \frac{127 + 364}{127 + 364 + 117 + 126} \times 100\% = 66.757\%$$

$$\text{Presisi} = \frac{364}{117 + 364} = 0.757$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.757 \times 0.743}{0.757 + 0.743} = 0.750$$

Pada pengujian dengan 2 fitur yaitu menggunakan fitur RR Interval dan nilai bpm menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 0.743 dengan nilai spesifisitas sebesar 0.520 yang menunjukkan kesalahan dalam identifikasi sinyal jantung, sehingga didapatkan akurasi metode *Backpropagation* dapat mengenali 4 kelas data sebesar 66.757%. dengan nilai presisi 0.757 dan F1score didapatkan 0.750 yang berarti kemampuan pengenalan dari sistem sudah dianggap

optimal, jadi dengan menggunakan 2 fitur ini sudah bisa mengenali 4 kelas data dengan baik.

4.7.1.6 Fitur Interval Q-R dan BPM

Pada pengujian 2 fitur yaitu menggunakan *Interval Q-R* dan bpm, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.11

Tabel 4.11 Fitur *Interval Q-R* dan BPM

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	115	45	60	3
<i>Supraventricular arrhythmia</i>	2	31	51	44
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	164	18	1	26
<i>Atrial fibrillation</i>	116	12	2	44
Jumlah	397	106	114	116

Berdasarkan Tabel 4.11, data yang terdeteksi sebanyak 397 data, yang terdiri dari 115 normal dan 282 abnormal. Pada data normal terdapat 107 data yang tidak terdeteksi, sedangkan pada data abnormal terdapat 229 data yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 2 data *Supraventricular arrhythmia*, 164 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 116 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{397}{397 + 116} = 0.774$$

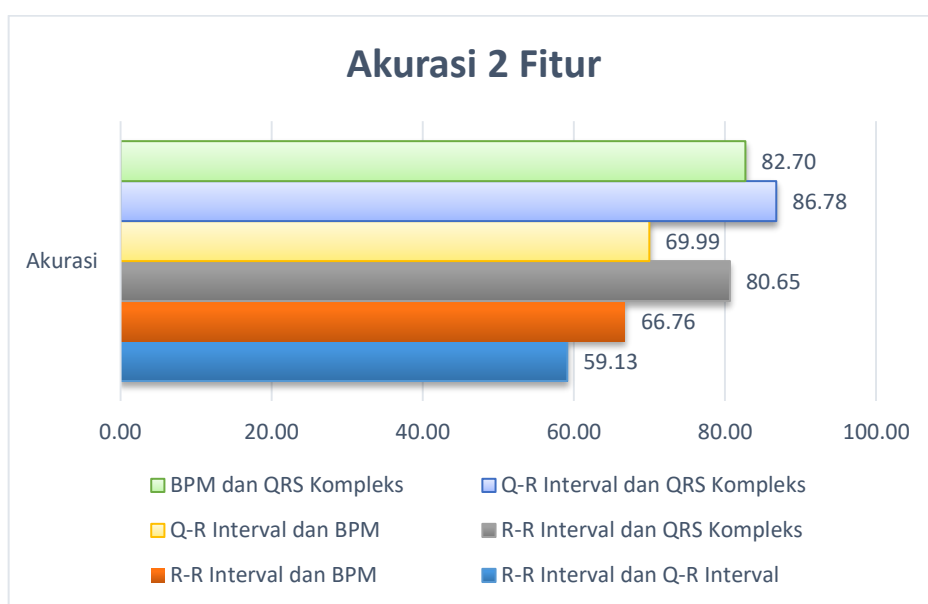
$$FPR = \frac{106}{106 + 114} = 0.482$$

$$Akurasi = \frac{106 + 397}{106 + 397 + 114 + 116} \times 100\% = 69.986\%$$

$$Presisi = \frac{397}{114 + 397} = 0.777$$

$$F1score = \frac{3 \times 0.777 \times 0.774}{0.777 + 0.774} = 0.775$$

Pada pengujian dengan 2 fitur yaitu menggunakan fitur *Interval Q-R* dan nilai bpm menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 0.774 dan nilai spesifisitas didapatkan sebesar 0.482 yang artinya tingkat kesalahan deteksi cukup rendah, sehingga akurasi metode *Backpropagation* dapat mengenali 4 kelas data sebesar 69.986%. Nilai presisi dan F1 didapatkan masing-masing sebesar 0.777 dan 0.775 yang artinya kemampuan pengenalan pola sudah termasuk dalam kategori optimal. Dengan menggunakan 2 fitur ini sudah bisa mengenali 4 kelas data dengan baik, tetapi jika dibandingkan dengan penggunaan fitur RR Interval dan nilai bpm, fitur QRS kompleks dan nilai bpm, fitur QRS kompleks dan RR interval, fitur QRS kompleks dan QR interval, maka fitur *Interval Q-R* dan nilai bpm belum terlalu baik dalam mengenali dan mengklasifikasikan sinyal EKG dengan 4 kelas data normal dan abnormal detak jantung.



Gambar 4.18 Akurasi 2 Fitur menggunakan Metode *Backpropagation*

Pada Gambar 4.18 dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan 2 fitur dengan data 1 menit sebenarnya sudah bisa mengenali dan mengklasifikasikan secara baik 4 kelas data yaitu data normal, Supraventrikular aritmia, ventricular takiaritmia dan atrial fibrilasi. Dimana akurasi terbaik didapatkan melalui 2 fitur yaitu *Interval Q-R* dan QRS kompleks dengan nilai akurasi sebesar 86.78%.

4.7.2 Pengujian 3 Fitur

4.7.2.1 Fitur QRS Kompleks, R-R Interval dan BPM

Pada pengujian 3 fitur yaitu menggunakan fitur QRS Kompleks, R-R Interval dan BPM, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.12

Tabel 4.12 Fitur QRS Kompleks, R-R Interval dan BPM

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	172	13	37	0
<i>Supraventricular arrhythmia</i>	56	32	41	0
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	209	0	0	0
<i>Atrial fibrillation</i>	142	12	20	0
Jumlah	579	57	98	0

Berdasarkan Tabel 4.12, data yang terdeteksi sebanyak 579 data, yang terdiri dari 172 normal dan 407 abnormal. Pada data normal terdapat 50 data yang tidak terdeteksi, sedangkan pada data abnormal terdapat 105 data yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 56 data *Supraventricular arrhythmia*, 209 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 142 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{579}{579 + 0} = 1$$

$$FPR = \frac{57}{57 + 98} = 0.368$$

$$Akurasi = \frac{57 + 579}{57 + 579 + 98 + 0} \times 100\% = 78.88\%$$

$$Presisi = \frac{579}{98 + 579} = 0.855$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.855 \times 1}{0.855 + 1} = 0.922$$

Pada pengujian dengan 3 fitur yaitu menggunakan fitur QRS Kompleks, R-R Interval dan BPM menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 1

dengan tingkat kesalahan metode klasifikasi atau spesifisitas sebesar 0.368, sehingga akurasi metode *Backpropagation* dapat mengenali 4 kelas data sebesar 78.88%. Nilai presisi yang didapatkan sebesar 0.855 dan F1score sebesar 0.922 yang artinya pengenalan dari sistem sudah sangat optimal. Dengan menggunakan 3 fitur ini sudah bisa mengenali 4 kelas data dengan baik.

4.7.2.2 Fitur QRS Kompleks, Interval Q-R dan BPM

Pada pengujian 3 fitur yaitu menggunakan fitur QRS Kompleks, BPM dan Interval Q-R, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.13

Tabel 4.13 Fitur QRS Kompleks, Interval Q-R dan BPM

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	167	28	27	0
<i>Supraventricular arrhythmia</i>	102	11	16	0
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	209	0	0	0
<i>Atrial fibrillation</i>	152	5	17	0
Jumlah	630	44	60	0

Berdasarkan Tabel 4.13, data yang terdeteksi sebanyak 630 data, yang terdiri dari 167 normal dan 460 abnormal. Pada data normal terdapat 55 data yang tidak terdeteksi, sedangkan pada data abnormal terdapat 49 data yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 102 data *Supraventricular arrhythmia*, 209 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 152 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{630}{630 + 0} = 1$$

$$FPR = \frac{44}{44 + 60} = 0.423$$

$$Akurasi = \frac{44 + 630}{44 + 630 + 60 + 0} \times 100\% = 85.831\%$$

$$Presisi = \frac{630}{60 + 630} = 0.913$$

$$F1_{score} = \frac{2 \times 0.913 \times 1}{0.913 + 1} = 0.955$$

Pada pengujian dengan 3 fitur yaitu menggunakan fitur QRS Kompleks, *Interval Q-R* dan nilai BPM menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 1 dan tingkat kesalahan identifikasi pola sinyal jantung atau spesifisitas didapatkan nilai sebesar 0.423, sehingga akurasi metode *Backpropagation* dapat mengenali 4 kelas data sebesar 85.831%. Untuk nilai presisi dan F1score didapatkan masing-masing sebesar 0.913 dan 0.955 yang artinya kemampuan pengenalan pola dari sistem sudah sangat optimal. Dengan menggunakan 3 fitur ini sudah bisa mengenali 4 kelas data dengan baik, bahkan lebih baik dari pada memakai fitur fitur QRS Kompleks, BPM dan R-R Interval.

4.7.2.3 Fitur QRS, Kompleks R-R Interval, dan Interval Q-R

Pada pengujian 3 fitur yaitu menggunakan fitur QRS Kompleks, RR interval dan *Interval Q-R*, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.14

Tabel 4.14 Fitur QRS Kompleks R-R Interval dan *Interval Q-R*

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	172	14	36	0
<i>Supraventricular arrhythmia</i>	91	16	22	0
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	208	1	0	0
<i>Atrial fibrillation</i>	151	10	13	0
Jumlah	622	41	71	0

Berdasarkan Tabel 4.14, data yang terdeteksi sebanyak 622 data, yang terdiri dari 172 normal dan 450 abnormal. Pada data normal terdapat 50 data yang tidak terdeteksi, sedangkan pada data abnormal terdapat 62 data yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 91 data *Supraventricular arrhythmia*, 208 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 151 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{622}{622 + 0} = 1$$

$$FPR = \frac{41}{41 + 71} = 0.366$$

$$Akurasi = \frac{41 + 622}{41 + 622 + 71 + 0} \times 100\% = 86.782\%$$

$$Presisi = \frac{622}{71 + 622} = 0.898$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.898 \times 1}{0.898 + 1} = 0.946$$

Pada pengujian dengan 3 fitur yaitu menggunakan fitur QRS Kompleks, BPM dan R-R Interval menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 1 dan spesifisitas sebesar 0.366 yang berarti tingkat kesalahan metode klasifikasi tergolong kecil, sehingga akurasi metode *Backpropagation* dapat mengenali 4 kelas data sebesar 86.782%. untuk nilai presisi didapatkan sebesar 0.898 dengan F1score 0.946. Dengan menggunakan 3 fitur ini sudah bisa mengenali 4 kelas data dengan baik.

4.7.2.4 Fitur R-R Interval, Interval Q-R dan nilai BPM

Pada pengujian 3 fitur yaitu menggunakan fitur RR interval, Nilai bpm dan Interval Q-R, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.15

Tabel 4.15 Fitur R-R Interval, Interval Q-R dan nilai BPM

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	127	28	53	14
<i>Supraventricular arrhythmia</i>	33	40	43	13
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	136	25	33	15
<i>Atrial fibrillation</i>	75	20	34	45
Jumlah	371	113	163	87

Berdasarkan Tabel 4.15, data yang terdeteksi sebanyak 371 data, yang terdiri dari 127 normal dan 244 abnormal. Pada data normal terdapat 95 data yang tidak terdeteksi, sedangkan pada data abnormal terdapat 268 data yang tidak

terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 33 data *Supraventricular arrhythmia*, 136 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 75 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{371}{371 + 87} = 0.810$$

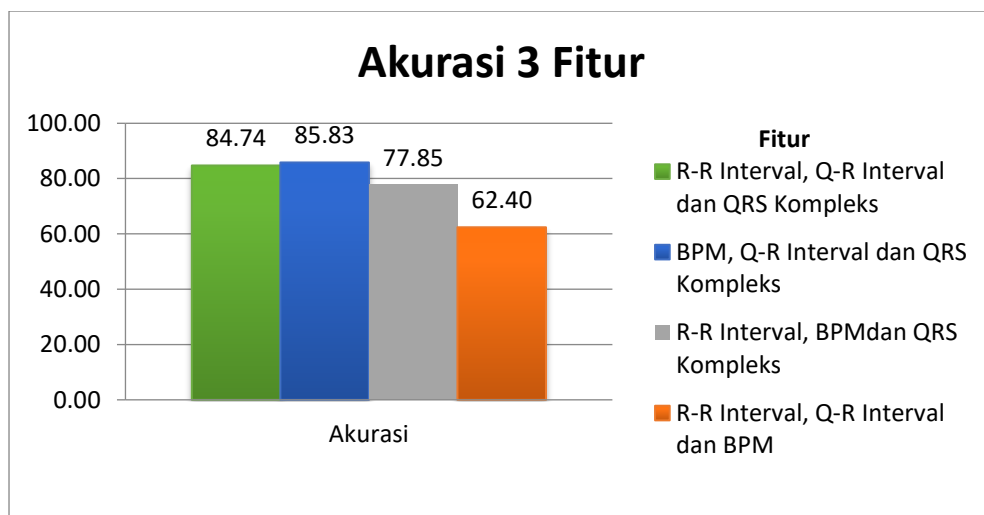
$$FPR = \frac{113}{163 + 113} = 0.409$$

$$Akurasi = \frac{113 + 371}{113 + 371 + 163 + 87} \times 100\% = 62.398\%$$

$$Presisi = \frac{371}{163 + 371} = 0.695$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.695 \times 0.810}{0.695 + 0.810} = 0.748$$

Pada pengujian dengan 3 fitur yaitu menggunakan fitur RR interval, *Interval Q-R* dan nilai *BPM* menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 0.810 dan spesifisitas didapatkan sebesar 0.409 yang artinya tingkat kesalahan metode klasifikasi dalam mengidentifikasi pola sinyal jantung kecil. Akurasi metode *Backpropagation* dapat mengenali 4 kelas data sebesar 62.398%. untuk nilai presisi dan F1score didapatkan masing-masing sebesar 0.695 dan 0.748. Dengan menggunakan 3 fitur ini, hasil yang didapatkan belum akurat untuk mengenali 4 kelas data dengan baik.



Gambar 4.19 Nilai Akurasi 3 Fitur Menggunakan Metode *Backpropagation*

Pada Gambar 4.19 dapat disimpulkan bahwa dengan menggunakan 3 fitur dengan data 1 menit sebenarnya sudah bisa mengenali dan mengklasifikasikan secara baik 4 kelas data yaitu data normal, Supraventrikular aritmia, ventricular takiaritmia dan atrial fibrilasi. Dimana akurasi terbaik didapatkan melalui 3 fitur yaitu QRS kompleks, *Interval Q-R* dan nilai BPM dengan nilai akurasi sebesar 85.83%.

4.7.3 Pengujian 4 fitur

Pada pengujian 4 fitur yaitu menggunakan seluruh fitur yang ada yaitu, QRS kompleks, RR interval, *Interval Q-R* dan nilai BPM, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.16

Tabel 4.16 Pengujian 4 fitur Menggunakan Metode *Backpropagation*

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	173	22	27	0
<i>Supraventricular arrhythmia</i>	98	23	8	0
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	209	0	0	0
<i>Atrial fibrillation</i>	164	3	7	0
Jumlah	644	48	42	0

Berdasarkan Tabel 4.16, data yang terdeteksi sebanyak 644 data, yang terdiri dari 173 normal dan 471 abnormal. Pada data normal terdapat 49 data yang tidak terdeteksi, sedangkan pada data abnormal terdapat 41 data yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 98 data *Supraventricular arrhythmia*, 209 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 164 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{644}{644 + 0} = 1$$

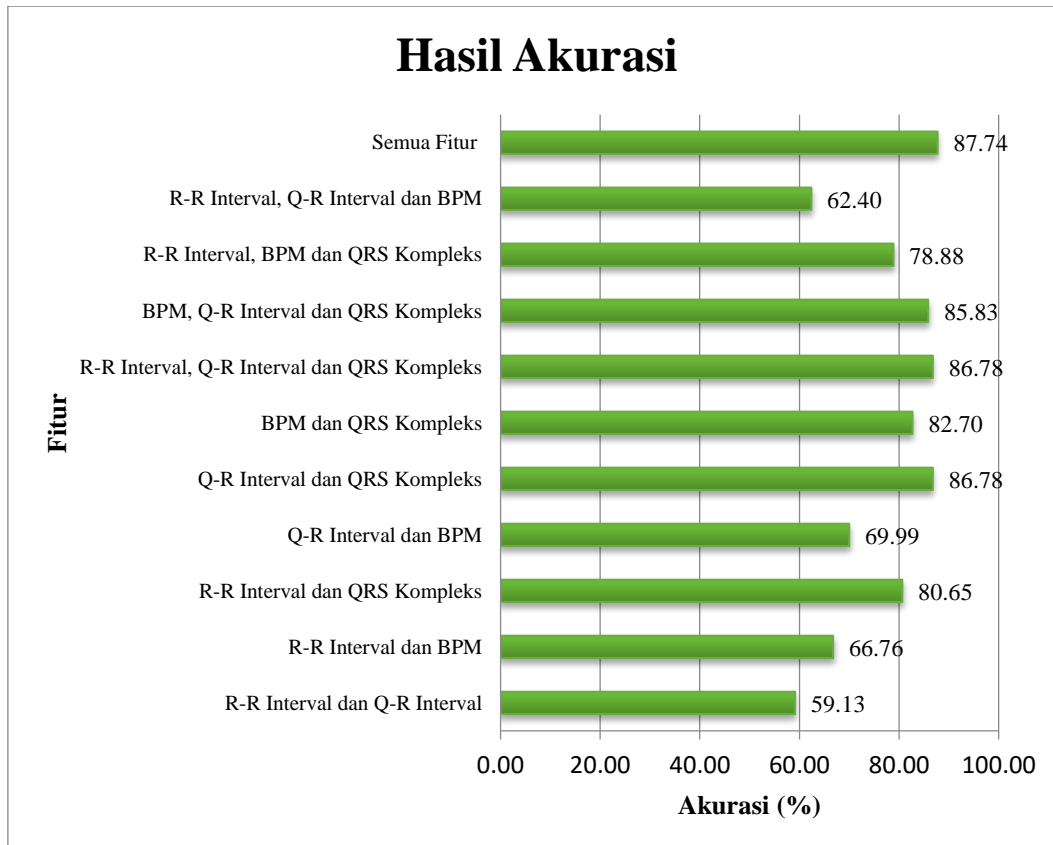
$$FPR = \frac{48}{42 + 48} = 0.533$$

$$Akurasi = \frac{48 + 644}{48 + 644 + 42 + 0} \times 100\% = 87.738\%$$

$$\text{Presisi} = \frac{644}{42 + 644} = 0.939$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.939 \times 1}{0.939 + 1} = 0.969$$

Pada pengujian dengan 4 fitur yaitu menggunakan fitur *QRS kompleks*, *RR interval*, Interval Q-R dan nilai *BPM* menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 1 dengan tingkat kesalahan identifikasi adalah sebesar 0.533 sehingga akurasi metode *Backpropagation* dapat mengenali 4 kelas data sebesar 87.738%. Nilai presisi yang didapatkan adalah sebesar 0.939 yang mewakili seberapa dekat nilai proporsi antara pola sinyal yang diamati dengan pola sinyal sebenarnya, untuk nilai 0.939 dianggap sangat dekat dan untuk nilai F1 didapatkan sebesar 0.969 yang mewakili kemampuan dalam pengenalan dari sistem sudah sangat maksimal dengan nilai tersebut. Dengan menggunakan 4 fitur ini, hasil yang didapatkan sangat akurat untuk mengenali dan mengklasifikasikan 4 kelas data dengan sangat baik.



Gambar 4.20 Hasil Akurasi Semua Fitur yang digunakan dalam Penelitian

Gambar 4.20 menjelaskan hasil akurasi yang didapatkan dari pengujian menggunakan data *training* dan *testing* pada data 1 menit berjumlah 2978 data detak jantung dari 27 subjek, dimana data tersebut dibagi menjadi dua, sehingga diperoleh data *training* berjumlah 2244 data dan 734 data *testing*. Data *testing* di uji coba berdasarkan fitur-fitur yang ada, mulai dari 1 fitur sampai dengan 4 fitur. Hasil akurasi yang didapatkan sangat beragam, dengan akurasi minimal terletak pada 2 fitur yaitu RR interval dan QR interval dengan hasil akurasi sebesar 59.13% dan tertinggi dengan menggunakan 4 fitur yakni didapatkan nilai akurasi sebesar 87.74%. Jadi data 1 menit mendapatkan akurasi maksimal dengan menggunakan metode *Backpropagation* dengan menggunakan 4 fitur, yaitu *QRS kompleks*, *RR interval*, *Interval Q-R* dan *nilai BPM* dengan menggunakan 4 fitur tersebut, hasil yang didapatkan sudah baik dan akurat untuk mengenali dan mengklasifikasikan 4 kelas data dengan baik.

4.8 Klasifikasi data 10 Detik

Untuk tahap klasifikasi tahap kedua dilakukan pada data EKG 10 detik. Metode yang digunakan adalah metode *Backpropagation*. Pemilihan metode *Backpropagation* ini disesuaikan dengan jenis data yang digunakan. Dengan data yang diperoleh, metode klasifikasi jenis supervised dianggap lebih cocok.

Tabel 4.17 Data *Training* dan *Testing* Pada Penelitian data 10 Detik

Tipe	MIT- BIH Data Base	<i>Training</i> File	<i>Testing</i> File
1	<i>Normal Sinus Rythm</i>	126	44
2	<i>Supraventricular Arrhythmia</i>	104	34
3	<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	200	45
4	<i>Atrial fibrillation</i>	173	60
Total		603	183

Tabel 4.17 menjelaskan jumlah data 10 detik sebanyak 786 data yang dibagi menjadi data *training* dan data *testing*. Masing-masing data berjumlah 603 dan 183 yang berasal dari 42 subjek yang mewakili 4 kelas data. Berikut adalah hasil dari

perhitungan performance metode backpropagation yang ditunjukkan pada Tabel 4.18

Tabel 4.18 Hasil ROC Data Latih 10 Detik

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	124	0	0	2
<i>Supraventricular Arrhythmia</i>	100	0	4	0
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	200	0	0	0
<i>Atrial fibrillation</i>	168	2	3	0
Jumlah	592	2	7	2

$$TPR = \frac{592}{592+2} = 0.984$$

$$FPR = \frac{2}{2+7} = 0.2$$

$$Akurasi = \frac{2+592}{2+592+2+7} \times 100\% = 98.51\%$$

$$Presisi = \frac{592}{7+592} = 0.98$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.98 \times 0.984}{0.98 + 0.984} = \frac{1.93}{1.96} = 0.982$$

Pada pengujian performance data latih yaitu menggunakan 4 fitur yaitu QR interval, nilai heart rate, QRS kompleks dan RR interval menggunakan metode *Backpropagation* untuk laju pembelajaran menggunakan $\alpha = 0.4$ seperti yang sudah dijelaskan sesuai dengan Gambar 4.9, maka didapatkan *sensitivity* 0.984, FPR atau specificity 0.2 dengan akurasi rata-rata 98.51% menggunakan metode *Backpropagation* dapat mengklasifikasi sangat baik pada data latih dengan pengujian menggunakan data 10 detik dengan nilai presisi 0.98, serta F1score yang

diperoleh adalah sebesar 0.982 yang artinya Skor F1 dihitung berdasarkan ketepatan dan kepekaan. Nilai F1 bervariasi antara nilai [0,1]. Nilai 1 mewakili kemampuan pengenalan optimal dari sistem dan nilai 0 menunjukkan bahwa sistem tidak mampu dikenali, dengan nilai F1 yang didapatkan 0.982 berarti kemampuan dalam pengenalan dari sistem sudah sangat bagus.

Tabel 4.19 Persentase Keberhasilan Pengenalan Pola Sinyal EKG pada Sampel Data Latih

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ	Persentase
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi		
Actual Class	Normal	124	0	0	2	126	98,92%
	Supraventrikular	0	100	0	4	104	97.16%
	Ventrikular	0	0	200	0	200	100%
	Atrial Fibrilasi	2	3	0	168	173	97.95%
Σ		126	103	200	174	603	98.51%

Pada Tabel 4.19 merupakan data latih yang dipakai dalam penelitian dengan durasi 10 detik, dimana terdiri dari 603 data latih dari 42 subjek. Untuk data *normal sinus rhythm* terdeteksi 124 dari 126, 2 data terdeteksi false positif sebagai *atrial fibrillation* dengan jumlah persentase 98.92%, data kedua dengan kelas *supraventricular arrhythmia* terdeteksi sebanyak 100 data dari 104 data, 4 data terdeteksi sebagai kelas *atrial fibrillation* dengan presentase sebesar 97.16%. Selanjutnya yaitu *ventricular tachyarrhythmia* terdeteksi 100% dari 200 data. Terakhir adalah kelas *atrial fibrillation* terdeteksi sebanyak 168 data dari total 173 data, didapatkan presentasi sebesar 97.95%. ada 5 data yang salah terdeteksi yaitu 2 data dianggap normal dan 3 data termasuk ke dalam kelas *supraventricular arrhythmia*. Jadi akurasi rata-rata yang diperoleh pada data latih menggunakan metode *Backpropagation* (multilayer perceptron) adalah sebesar 98.51%.

4.9 Pengujian Fitur 10 Detik

Fitur adalah sesuatu yang sangat penting dalam menentukan hasil pengenalan kelas data dan hasil dari pengklasifikasian data detak jantung sesuai dengan pola sinyal EKG. Fitur yang digunakan adalah 4 buah fitur, yaitu QRS, Q-R, RR interval dan nilai Bpm. Dimana masing-masing fitur di uji dengan menggunakan 2 fitur

sampai 4 fitur dengan membandingkan hasil yang terbaik dari hasil yang didapatkan dari data 10 detik dan 1 menit, setelah itu dibandingkan berdasarkan *learning rate* (α) yang di ujicobakan mulai dari nilai *learning rate* 0.1 sampai 0.9, sehingga didapatkanlah angka *learning rate* yang optimal sehingga mendapatkan akurasi yang baik. Berikut adalah hasil dari pengujian semua fitur dengan mempertimbangkan nilai *learning rate* nya.

Data 10 detik menggunakan *learning rate* 0.4, di uji coba dengan menggunakan 2 fitur sampai dengan semua fitur yang ada dan dilihat berapa hasil akurasi yang didapatkan masing-masing fitur untuk pengenalan dan klasifikasi detak jantung normal dan abnormal berdasarkan pola sinyal jantung dengan menggunakan metode *Backpropagation*.

Untuk lebih detail mengenai pengujian pada data latih 10 detik dengan menggunakan 4 fitur, maka didapatkan hasil akurasi masing-masing yang diuji dengan berbagai macam hidden layer dan 9 buah learning rate yang dimulai dari 0.1-0.9 seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.20

Tabel 4.20 Pengaruh Jumlah Neuron Hidden Layer dan Laju Pembelajaran (a) terhadap Klasifikasi menggunakan Metode Backpropagation Neural Network pada Data Training 10 Detik

	Presentase Akurasi pada Jumlah Hidden Layer (%)													
Learning Rate (α)	N = 2	N = 3	N = 4	N = 5	N = 6	N = 7	N = 8	N = 9	N = 10	N = 11	N = 15	N = 20	N = 25	N = 30
0.1	88.71	91.37	92.53	94.19	93.85	96.84	97.01	96.34	96.67	94.85	96.18	95.35	95.51	94.19
0.2	91.37	90.70	91.03	94.68	93.85	96.84	97.34	97.34	96.67	97.01	97.34	97.83	96.51	95.68
0.3	91.70	90.70	93.36	97.34	95.35	95.68	95.01	95.18	97.01	97.50	97.67	97.83	97.01	97.17
0.4	89.87	90.70	91.03	98.51	95.35	95.01	95.18	95.68	95.68	94.52	98.51	97.83	97.67	97.34
0.5	87.88	90.70	91.03	94.68	95.51	95.01	95.35	97.50	95.18	97.67	97.50	97.83	97.17	97.17
0.6	82.58	90.87	91.03	95.35	95.51	95.51	94.85	97.50	95.18	96.51	98.51	97.67	97.67	97.17
0.7	83.07	91.03	91.86	92.86	93.19	95.18	94.19	94.52	95.51	96.01	95.18	95.68	96.01	96.18
0.8	82.08	91.03	91.03	92.53	93.69	95.01	94.68	94.68	95.35	95.68	95.68	97.01	96.18	96.84
0.9	80.92	91.20	91.86	93.02	93.19	95.01	94.68	95.51	97.50	97.50	96.51	97.01	97.83	97.17
Rata-Rata	86.47	90.92	91.64	94.80	94.39	95.57	95.37	96.03	96.08	96.36	97.01	97.12	96.84	96.54

Pada pengujian dengan memvariasikan hidden layer dan learning rate menggunakan 4 fitur seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.20, maka didapatkan hasil pengujian dengan akurasi tertinggi 98.51% dan akurasi terkecil terletak pada

jumlah hidden layer 2 dengan learning rate 0.9 dengan hasil akurasi 80.92%. Untuk akurasi tertinggi terletak pada tiga titik yaitu jumlah hidden layer 5 dengan penggunaan learning rate 0.4, sementara dua titik terletak pada hidden layer 15 dengan learning rate 0.4 dan 0.6. Untuk pengujian data testing digunakan hidden layer 5 dengan learning rate 0.4 karena semakin kecil laju pembelajaran berarti semakin cepat proses yang dilakukan saat training data berlangsung dan performance juga sudah terpenuhi dengan nilai akurasi yang didapatkan tinggi serta waktu yang tidak terlalu lama jika dibandingkan dengan data yang mempunyai jumlah hidden layer tinggi dan learning rate tinggi.

4.9.1 Penggunaan 2 Fitur

4.9.1.1 Fitur *RR Interval* dan *Interval Q-R*

Pada pengujian 2 fitur yaitu menggunakan fitur *Interval R-R* dan *QR Interval*, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.21

Tabel 4.21 Fitur (RR dan QR interval)

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	35	7	1	1
<i>Supraventricular Arrhythmia</i>	29	3	2	0
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	45	0	0	0
<i>Atrial fibrillation</i>	30	11	15	4
Jumlah	139	21	18	5

Berdasarkan Tabel 4.21, data yang terdeteksi sebanyak 139 data, yang terdiri dari 35 normal dan 104 abnormal. Pada data normal terdapat 9 data yang tidak terdeteksi, sedangkan pada data abnormal terdapat 35 data yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 29 data *Supraventricular arrhythmia*, 45 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 30 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{139}{139 + 18} = 0.885$$

$$FPR = \frac{21}{21+18} = 0.538$$

$$Akurasi = \frac{21+139}{21+139+5+18} \times 100\% = 78.688\%$$

$$Presisi = \frac{139}{18+139} = 0.885$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.885 \times 0.885}{0.885 + 0.885} = 0.885$$

Pada pengujian dengan 2 fitur yaitu menggunakan fitur QR interval dan RR interval menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 0.885 dengan nilai spesifisitasnya sebesar 0.538 yang artinya tingkat kesalahan metode klasifikasi dalam mengidentifikasi sebesar 0.538, sehingga akurasi yang didapatkan dengan metode *Backpropagation* dapat mengklasifikasi dengan menggunakan fitur QR interval dan RR interval dapat melakukan klasifikasi 4 kelas data sebesar 78.668%. Untuk nilai presisi dan nilai F1 didapatkan masing-masing sebesar 0.885, artinya kemampuan pengenalan dari sistem sudah optimal. Dengan menggunakan 2 fitur sebenarnya sudah bisa mengenali 4 kelas data dengan baik.

4.9.1.2 Fitur RR Interval dan Nilai Bpm

Pada pengujian 2 fitur yaitu menggunakan fitur RR Interval dan Nilai Bpm, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.22

Tabel 4.22 Fitur (Bpm dan RR Interval)

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	35	8	1	0
<i>Supraventricular Arrhythmia</i>	28	6	0	0
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	45	0	0	0
<i>Atrial fibrillation</i>	40	5	15	0
Jumlah	148	19	16	0

Berdasarkan Tabel 4.22, data yang terdeteksi sebanyak 148 data, yang terdiri dari 35 normal dan 113 abnormal. Pada data normal terdapat 9 data yang tidak terdeteksi, sedangkan pada data abnormal terdapat 26 data yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 28 data *Supraventricular arrhythmia*, 45 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 40 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{148}{148 + 0} = 1$$

$$FPR = \frac{19}{19 + 16} = 0.543$$

$$Akurasi = \frac{0 + 148}{0 + 148 + 16 + 19} \times 100\% = 80.874\%$$

$$Presisi = \frac{148}{16 + 148} = 0.902$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.902 \times 1}{0.902 + 1} = 0.948$$

Pada pengujian dengan menggunakan 2 fitur yaitu fitur RR interval dan nilai Bpm menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 1 dan nilai spesifisitas dari 2 fitur tersebut mendapatkan hasil sebesar 0.543 yang artinya kesalahan dari identifikasi pola sinyal EKG adalah sebesar 0.543, sehingga akurasi metode *Backpropagation* dapat mengenali 4 kelas data sebesar 80.874%. Dengan menggunakan fitur tinggi RR interval dan nilai Bpm, hasil yang didapatkan akurat untuk mengenali 4 kelas data dengan baik. Begitupun nilai presisi dan F1score didapatkan hasil masing-masing sebesar 0.902 dan 0.945 yang diartikan bahwa nilai tersebut mewakili kemampuan pengenalan dari sistem sudah optimal.

4.9.1.3 Fitur QRS Kompleks dan RR Interval

Pada pengujian 2 fitur yaitu menggunakan fitur QRS Kompleks dan RR Interval, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.23

Tabel 4.23 Fitur (QRS dan RR Interval)

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	44	0	0	0
<i>Supraventricular Arrhythmia</i>	28	3	3	0
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	45	0	0	0
<i>Atrial fibrillation</i>	47	7	3	3
Jumlah	164	10	6	3

Berdasarkan Tabel 4.23, data yang terdeteksi sebanyak 164 data, yang terdiri dari 44 normal dan 120 abnormal. Pada data normal tidak terdapat data yang tidak terdeteksi, sedangkan pada data abnormal terdapat 19 data yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 28 data *Supraventricular arrhythmia*, 45 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 47 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{164}{164 + 3} = 0.982$$

$$FPR = \frac{10}{10 + 6} = 0.625$$

$$Akurasi = \frac{3 + 164}{3 + 164 + 10 + 6} \times 100\% = 91.259\%$$

$$Presisi = \frac{164}{6 + 164} = 0.965$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.965 \times 0.982}{0.965 + 0.982} = 0.973$$

Pada pengujian dengan 2 fitur yaitu menggunakan fitur QRS Kompleks dan RR Interval dengan menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 0.964 dengan nilai spesifisitas sebesar 0.625, sehingga akurasi metode *Backpropagation* dapat mengenali 4 kelas data sebesar 91.259 %. Nilai presisi yang didapatkan sebesar 0.965 yang mewakili dekatnya proporsi pola yang diamati

dengan pola sebenarnya, untuk nilai F1 didapatkan sebesar 0.973 yang mewakili kemampuan pengenalan pola dari sistem sudah maksimal, dengan menggunakan 2 fitur ini, hasil yang didapatkan sudah sangat baik karena akurasi sudah di atas 90%.

4.9.1.4 Fitur Interval Q-R dan Nilai Bpm

Pada pengujian 2 fitur yaitu menggunakan fitur *Interval Q-R* dan Nilai bpm, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.24

Tabel 4.24 Fitur (QR Interval, BPM)

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	42	2	0	0
<i>Supraventricular Arrhythmia</i>	30	0	4	0
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	45	0	0	0
<i>Atrial fibrillation</i>	41	4	15	0
Jumlah	158	6	19	0

Berdasarkan Tabel 4.24, data yang terdeteksi sebanyak 158 data, yang terdiri dari 42 normal dan 116 abnormal. Pada data normal terdapat 2 data yang tidak terdeteksi, sedangkan pada data abnormal terdapat 23 data yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 30 data *Supraventricular arrhythmia*, 45 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 41 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{158}{158 + 0} = 1$$

$$FPR = \frac{6}{6 + 19} = 0.24$$

$$Akurasi = \frac{0 + 158}{6 + 158 + 19 + 0} \times 100\% = 86.34\%$$

$$Presisi = \frac{158}{19 + 158} = 0.893$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.893 \times 1}{0.893 + 1} = 0.943$$

Pada pengujian dengan 2 fitur yaitu menggunakan fitur *Interval Q-R* dan Nilai bpm menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 1 dan nilai spesifisitasnya adalah sebesar 0.24, nilai tersebut menunjukkan tingkat kesalahan metode klasifikasi dalam mengidentifikasi pola sinyal jantung, didapatkan tingkat kesalahan yang rendah, sehingga akurasi dari metode *Backpropagation* dengan menggunakan fitur QR interval dan nilai bpm dapat mengklasifikasikan 4 kelas data sebesar 86.34%. Dengan menggunakan 2 fitur sebenarnya sudah bisa mengenali 4 kelas data dengan baik. Untuk nilai presisi dan nilai F1 didapatkan masing-masing sebesar 0.893 dan 0.943 yang mewakili kemampuan pengenalan pada sistem yang sudah optimal.

4.9.1.5 Fitur QRS Kompleks dan Interval Q-R

Pada pengujian 2 fitur yaitu menggunakan fitur QRS Kompleks *Interval Q-R*, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.25

Tabel 4.25 Fitur (QRS Kompleks dan QR Interval)

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rhythm</i>	34	7	0	3
<i>Supraventricular Arrhythmia</i>	13	8	4	9
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	33	4	7	1
<i>Atrial fibrillation</i>	27	15	18	0
Jumlah	107	34	29	13

Berdasarkan Tabel 4.25, data yang terdeteksi sebanyak 107 data, yang terdiri dari 34 normal dan 73 abnormal. Pada data normal terdapat 10 data yang tidak terdeteksi, sedangkan pada data abnormal terdapat 66 data yang tidak

terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 13 data *Supraventricular arrhythmia*, 33 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 27 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{107}{107 + 13} = 0.891$$

$$FPR = \frac{34}{34 + 29} = 0.539$$

$$Akurasi = \frac{13 + 107}{13 + 107 + 34 + 29} \times 100\% = 65.574\%$$

$$Presisi = \frac{107}{29 + 107} = 0.787$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.787 \times 0.891}{0.787 + 0.891} = 0.834$$

Pada pengujian dengan 2 fitur yaitu menggunakan fitur QRS Kompleks dan *Interval Q-R* menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 0.891 dengan nilai spesifisitas atau nilai tingkat kesalahan yaitu sebesar 0.539 sehingga akurasi dari metode *Backpropagation* dengan menggunakan fitur *Interval Q-R* dan QRS Kompleks dapat mengklasifikasikan 4 kelas data sebesar 65.574%. Dengan menggunakan 2 fitur tersebut sebenarnya sudah bisa mengenali 4 kelas data. Nilai presisi dan F1score yang didapatkan adalah masing-masing sebesar 0.787 dan 0.834 yang artinya pengenalan dari sistem sudah optimal.

4.9.1.6 Fitur QRS Kompleks dan Nilai Bpm

Pada pengujian 2 fitur yaitu menggunakan fitur QRS Kompleks dan Nilai Bpm, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.26

Tabel 4.26 Fitur (QRS kompleks dan nilai Bpm)

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rhythm</i>	42	2	0	0
<i>Supraventricular Arrhythmia</i>	27	7	0	0
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	45	0	0	0
<i>Atrial fibrillation</i>	52	4	4	0
Jumlah	166	13	4	0

Berdasarkan Tabel 4.26, data yang terdeteksi sebanyak 166 data, yang terdiri dari 27 normal dan 154 abnormal. Pada data normal terdapat 2 data yang tidak terdeteksi, sedangkan pada data abnormal terdapat 15 data yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 27 data *Supraventricular arrhythmia*, 45 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 52 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{166}{166 + 0} = 1$$

$$FPR = \frac{13}{13 + 6} = 0.684$$

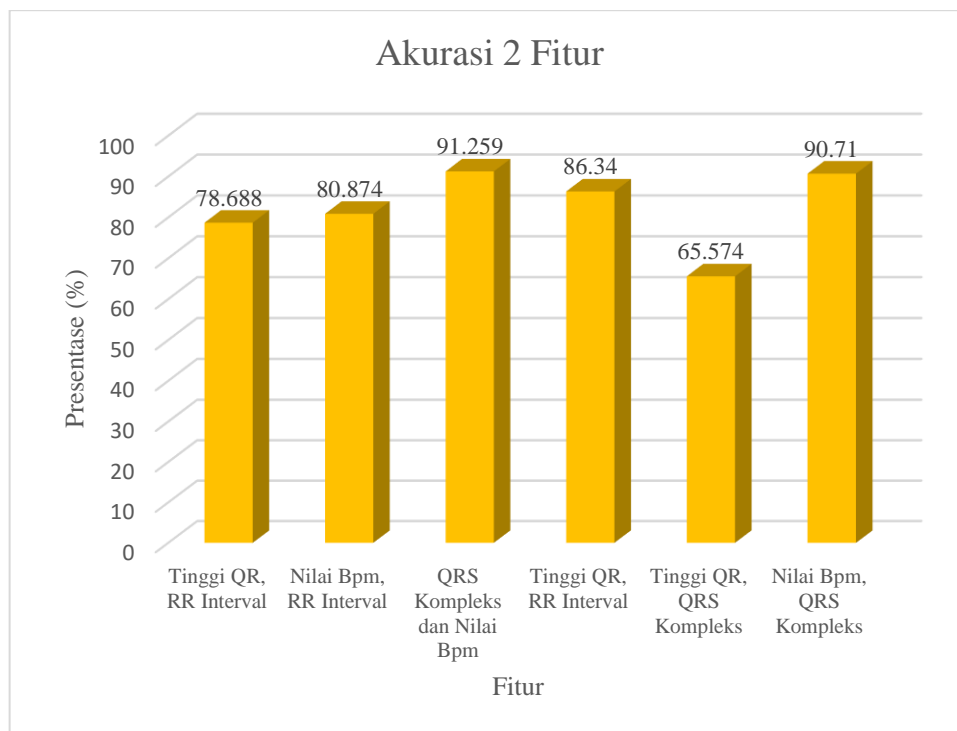
$$Akurasi = \frac{4 + 166}{4 + 166 + 13 + 0} \times 100\% = 90.71\%$$

$$Presisi = \frac{166}{4 + 166} = 0.976$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.976 \times 1}{0.976 + 1} = 0.988$$

Pada pengujian dengan 2 fitur yaitu menggunakan fitur QRS Kompleks dan Nilai Bpm dengan menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 1 dan nilai spesifisitasnya didapatkan 0.684 artinya tingkat kesalahan metode klasifikasi dalam mengidentifikasi pola sinyal jantung adalah sebesar 0.684 sehingga akurasi metode *Backpropagation* dapat mengenali 4 kelas data sebesar

90.71%. untuk nilai presisi dan F1score didapatkan masing-masing sebesar 0.976 dan 0.988 artinya angka tersebut mewakili kemampuan pengenalan dari sistem yang sudah optimal, range dari nilai presisi dan F1score adalah 0-1. Dengan menggunakan 2 fitur ini, hasil yang didapatkan sudah sangat akurat. Berikut adalah rekap hasil akurasi keseluruhan 2 fitur yang ditunjukkan pada Gambar 4.21



Gambar 4.21 Akurasi 2 Fitur Data 10 detik

Pada Gambar 4.21 dapat disimpulkan bahwa penggunaan 2 fitur dengan data 10 detik sudah bisa mengenali dan mengklasifikasikan 4 kelas data yaitu data normal, Supraventrikular aritmia, ventricular takiaritmia dan atrial fibrilasi sangat baik. Dimana akurasi terbaik didapatkan melalui 2 fitur yaitu fitur nilai bpm dan QRS kompleks dengan nilai akurasi sebesar 91.259%.

4.9.2 Penggunaan 3 Fitur

4.9.2.1 Fitur QRS complex, RR interval dan Interval Q-R

Pada pengujian 3 fitur yaitu menggunakan fitur *Interval Q-R*, *RR interval* dan *QRS complex*, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.27

Tabel 4.27 Fitur (QRS complex, RR interval dan QR Interval)

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	40	4	0	0
<i>Supraventricular Arrhythmia</i>	26	6	2	0
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	45	0	0	0
<i>Atrial fibrillation</i>	47	6	4	3
Jumlah	158	16	6	3

Berdasarkan Tabel 4.27, data yang terdeteksi sebanyak 158 data, yang terdiri dari 40 normal dan 118 abnormal. Pada data normal terdapat 4 data yang tidak terdeteksi, sedangkan pada data abnormal terdapat 21 data yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 26 data *Supraventricular arrhythmia*, 45 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 47 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{158}{158 + 3} = 0.981$$

$$FPR = \frac{16}{16 + 6} = 0.727$$

$$Akurasi = \frac{3 + 158}{3 + 158 + 6 + 16} \times 100\% = 87.978\%$$

$$Presisi = \frac{158}{6 + 158} = 0.963$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.963 \times 0.981}{0.963 + 0.981} = 0.971$$

Pada pengujian dengan 3 fitur yaitu menggunakan fitur QRS complex, RR interval dan *Interval Q-R* menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 0.981 dan tingkat kesalahan identifikasi sebesar 0.727, sehingga akurasi dari metode *Backpropagation* dengan menggunakan fitur *Interval Q-R*, RR interval dan QRS Kompleks dapat mengklasifikasikan 4 kelas data dengan akurasi sebesar 87.978%. Nilai presisi dan F1score didapatkan masing-masing sebesar 0.963 dan

0.971 yang artinya angka tersebut sudah sangat optimal dalam pengenalan dari sebuah sistem. Dengan menggunakan 3 fitur tersebut sudah bisa mengenali 4 kelas data dengan baik.

4.9.2.2 Fitur QRS complex, Interval Q-R dan Nilai Bpm

Pada pengujian 3 fitur yaitu menggunakan fitur QRS complex, Interval Q-R dan Nilai Bpm, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.28

Tabel 4.28 Fitur (QRS complex, Q-R Interval dan Bpm)

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	43	1	0	0
<i>Supraventricular Arrhythmia</i>	27	7	0	0
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	45	0	0	0
<i>Atrial fibrillation</i>	55	3	2	0
Jumlah	170	11	2	0

Berdasarkan Tabel 4.28, data yang terdeteksi sebanyak 170 data, yang terdiri dari 43 normal dan 127 abnormal. Pada data normal terdapat 1 data yang tidak terdeteksi, sedangkan pada data abnormal terdapat 12 data yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 27 data *Supraventricular arrhythmia*, 45 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 55 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{170}{170 + 0} = 1$$

$$FPR = \frac{11}{11 + 2} = 0.846$$

$$Akurasi = \frac{11 + 170}{11 + 170 + 2 + 0} \times 100\% = 92.896\%$$

$$Presisi = \frac{170}{2 + 170} = 0.988$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.988 \times 1}{0.988 + 1} = 0.993$$

Pada pengujian dengan 3 fitur yaitu menggunakan fitur *QRS complex*, Q-R Interval dan Bpm dengan menggunakan metode *Backpropagation* didapatkan *sensitivity* 1, nilai spesifisitas didapatkan sebesar 0.846 dan akurasi dari metode *Backpropagation* dengan menggunakan *QRS complex*, Q-R Interval dan Bpm dapat mengklasifikasikan 4 kelas data dengan akurasi sebesar 92.896%. Nilai presisi didapatkan 0.988 yang artinya terjadi nilai yang dekat antara kedua pola sinyal EKG yaitu pola yang diamati dan pola yang sebenarnya. Untuk nilai F1 didapatkan sebesar 0.993 yang mewakili kemampuan dalam pengenalan dari sistem apakah sudah optimal atau belum, dan angka tersebut sudah menunjukkan hasil yang sangat optimal. Dengan menggunakan 3 fitur tersebut sudah bisa mengenali 4 kelas data dengan baik.

4.9.2.3 Fitur *QRS complex*, RR interval dan Nilai Bpm

Pada pengujian 3 fitur yaitu menggunakan fitur nilai bpm, RR interval dan *QRS complex*, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.29

Tabel 4.29 Fitur (*QRS complex*, RR interval dan Nilai Bpm)

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	43	1	0	0
<i>Supraventricular Arrhythmia</i>	27	7	0	0
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	45	0	0	0
<i>Atrial fibrillation</i>	50	6	3	1
Jumlah	165	14	3	1

Berdasarkan Tabel 4.29, data yang terdeteksi sebanyak 165 data, yang terdiri dari 43 normal dan 122 abnormal. Pada data normal terdapat 1 data yang tidak terdeteksi, sedangkan pada data abnormal terdapat 17 data yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 27 data *Supraventricular arrhythmia*, 45 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 50 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{165}{165 + 1} = 0.994$$

$$FPR = \frac{14}{14+3} = 0.823$$

$$Akurasi = \frac{14+165}{14+165+3+1} \times 100\% = 90.71\%$$

$$Presisi = \frac{166}{4+166} = 0.976$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.976 \times 1}{0.976 + 1} = 0.988$$

Pada pengujian dengan 3 fitur yaitu menggunakan fitur QRS complex, RR interval dan Nilai Bpm dengan menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 0.994 dan nilai spesifisitas yang didapatkan adalah sebesar 0.823 sehingga metode *Backpropagation* dapat mengenali 4 kelas data dengan akurasi sebesar 90.71 %. Untuk penggunaan 3 fitur ini, hampir semua percobaan dengan 3 fitur menghasilkan akurasi yang tinggi, semua di atas 90% dan hasil yang didapatkan sudah sangat akurat dengan pengenalan menggunakan 2 fitur. Nilai presisi dan F1score yang diperoleh adalah masing-masing sebesar 0.976 dan 0.988 yang artinya proporsi dan kemampuan dalam pengenalan sinyal sudah sangat optimal.

4.9.2.4 Fitur RR interval, Interval Q-R dan Nilai Bpm

Pada pengujian 3 fitur yaitu menggunakan fitur RR interval, Interval Q-R dan Nilai Bpm, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.30

Tabel 4.30 Fitur (RR interval, Interval Q-R dan Nilai Bpm)

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rhythm</i>	42	2	0	0
<i>Supraventricular Arrhythmia</i>	29	5	0	0
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	45	0	0	0
<i>Atrial fibrillation</i>	41	5	14	0
Jumlah	157	12	14	0

Berdasarkan Tabel 4.30, data yang terdeteksi sebanyak 157 data, yang terdiri dari 42 normal dan 115 abnormal. Pada data normal terdapat 2 data yang tidak terdeteksi, sedangkan pada data abnormal terdapat 24 data yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 29 data *Supraventricular arrhythmia*, 45 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 41 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{157}{157 + 0} = 1$$

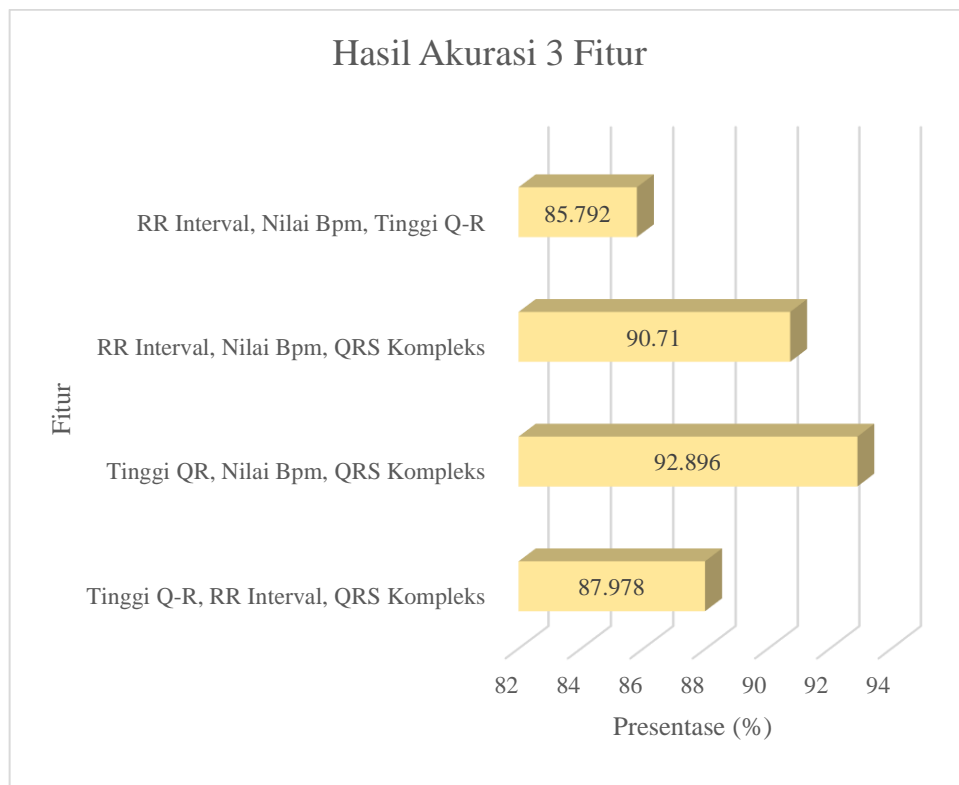
$$FPR = \frac{12}{12 + 14} = 0.461$$

$$Akurasi = \frac{12 + 157}{12 + 157 + 14 + 0} \times 100\% = 85.792\%$$

$$Presisi = \frac{157}{14 + 157} = 0.918$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.918 \times 1}{0.918 + 1} = 0.957$$

Pada pengujian dengan 3 fitur yaitu menggunakan fitur *RR* interval, Interval Q-R dan Nilai Bpm dengan menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 1 dan nilai spesifisitas yang didapatkan adalah 0.461 yang artinya tingkat kesalahan dalam identifikasi menunjukkan nilai yang rendah sehingga metode *Backpropagation* dapat mengenali 4 kelas data dengan akurasi sebesar 85.792%. Nilai presisi didapatkan sebesar 0.918 dan nilai F1score diperoleh sebesar 0.957 yang mewakili proporsi dan kemampuan dalam pengenalan pola pada sistem sudah optimal. Untuk penggunaan 3 fitur ini sudah akurat untuk pengenalan dan klasifikasi kelas data Normal, supraventricular aritmia, ventricular takiaritmia dan atrial fibrilasi.



Gambar 4.22 Akurasi 3 Fitur menggunakan Metode *Backpropagation*

Pada Gambar 4.22 dapat disimpulkan bahwa penggunaan 3 fitur dengan data 10 detik sudah bisa mengenali dan mengklasifikasikan 4 kelas data yaitu normal, Supraventrikular aritmia, ventricular takiaritmia dan atrial fibrilasi dengan sangat baik, karena akurasi rata-rata sebesar 89.344%. Dimana akurasi terbaik didapatkan melalui 3 fitur yaitu fitur nilai bpm, tinggi gelombang Q-R dan QRS kompleks dengan nilai akurasi sebesar 92.896% dan terendah terletak pada fitur RR interval, tinggi gelombang QR dan nilai bpm sebesar 85.792%.

4.9.3 Penggunaan 4 Fitur

Pada pengujian 4 fitur yaitu menggunakan fitur QRS kompleks, RR interval, *Interval Q-R* dan nilai Bpm, maka dapat dilihat hasil yang ditunjukkan pada Tabel 4.31

Tabel 4.31 Penggunaan 4 Fitur

Kelas	TP	TN	FP	FN
<i>Normal Sinus Rythm</i>	43	1	0	0
<i>Supraventricular Arrhythmia</i>	27	7	0	0
<i>Ventricular tachyarrhythmia</i>	45	0	0	0
<i>Atrial fibrillation</i>	55	0	3	2
Jumlah	170	8	3	2

Berdasarkan Tabel 4.31, data yang terdeteksi sebanyak 170 data, yang terdiri dari 43 normal dan 127 abnormal. Pada data normal terdapat 1 data yang tidak terdeteksi, sedangkan pada data abnormal terdapat 12 data yang tidak terdeteksi. Data abnormal yang terdeteksi terdiri dari 27 data *Supraventricular arrhythmia*, 45 data *Ventricular tachyarrhythmia* dan 55 data *Atrial fibrillation*.

$$TPR = \frac{170}{170 + 2} = 0.988$$

$$FPR = \frac{3}{3 + 8} = 0.272$$

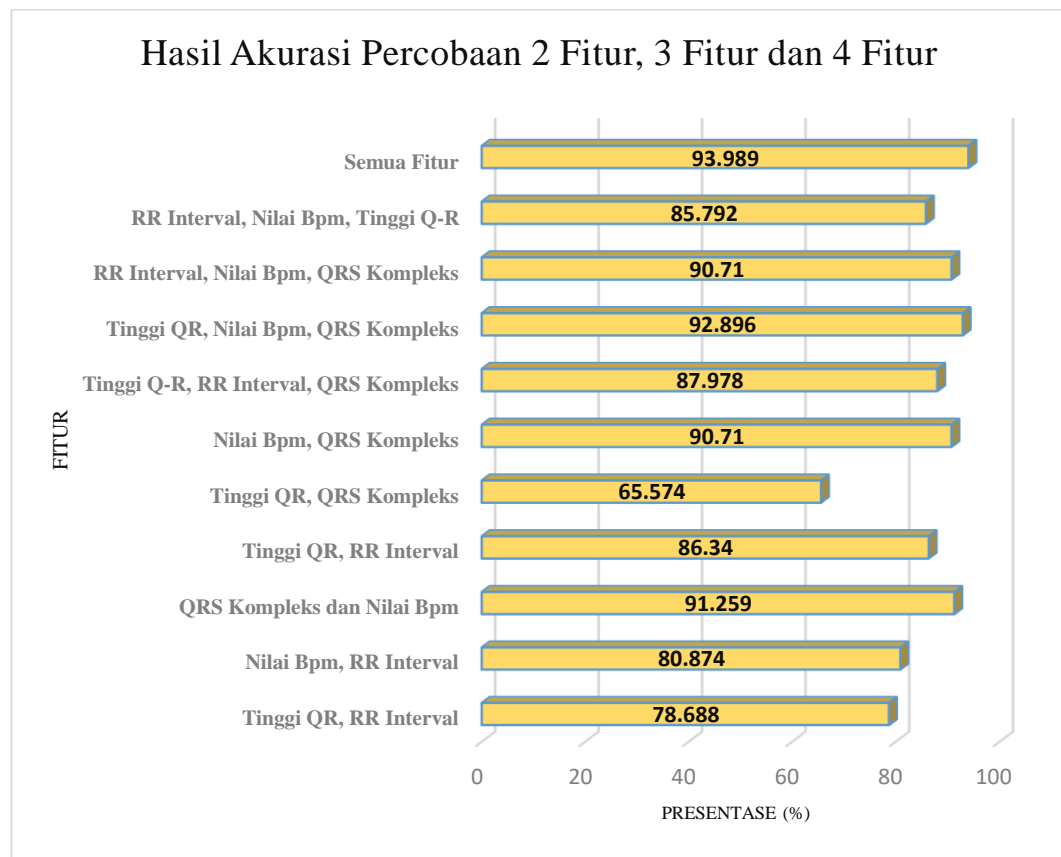
$$Akurasi = \frac{8 + 170}{8 + 170 + 3 + 2} \times 100\% = 93.989\%$$

$$Presisi = \frac{170}{3 + 170} = 0.983$$

$$F1score = \frac{2 \times 0.983 \times 0.988}{0.983 + 0.988} = 0.985$$

Pada pengujian dengan 4 fitur yaitu menggunakan fitur QRS kompleks, RR interval, *Interval Q-R* dan nilai Bpm menggunakan metode *Backpropagation* memiliki *sensitivity* 0.988 dan nilai spesifisitas yang diperoleh adalah sebesar 0.272, dari angka tersebut dapat disimpulkan bahwa tingkat kesalahan dalam metode klasifikasi dengan menggunakan metode multi layer perceptron

backpropagation dalam mengidentifikasi pola sinyal EKG mendapatkan tingkat kesalahan yang rendah, sehingga akurasi metode *Backpropagation* dapat mengenali 4 kelas data sebesar 93.989%. Untuk nilai presisi didapatkan hasil sebesar 0.983 yang mewakili seberapa dekat proporsi antara pola sinyal yang diamati dan pola sinyal sebenarnya, dengan angka tersebut dapat disimpulkan bahwa ada proporsi yang sangat dekat. Untuk F1score didapatkan hasil sebesar 0.0.985 yang artinya kemampuan pengenalan pola dari sistem sudah sangat optimal apabila dilihat dari nilai yang didapatkan tersebut. Dengan menggunakan 4 fitur ini, hasil yang didapatkan sangat akurat untuk mengenali dan mengklasifikasikan 4 kelas data dengan sangat baik. Gambar 4.23 menunjukkan hasil akurasi dari percobaan 2 fitur, 3 fitur dan 4 fitur yang telah di uji.



Gambar 4.23 Akurasi 2-4 Fitur Menggunakan Data 10 Detik

Data yang digunakan untuk *training* dan *testing* pada data 10 detik berjumlah 786 data detak jantung dari 42 subjek, dimana data tersebut dibagi menjadi dua, sehingga diperoleh data *training* berjumlah 603 data dan 183 data

testing. Data *testing* di uji coba berdasarkan fitur-fitur yang ada, mulai dari 2 fitur sampai dengan 4 fitur. Hasil akurasi yang didapatkan sangat beragam, dengan akurasi minimal terletak pada 2 fitur yaitu RR interval dengan hasil akurasi sebesar 65.574% dan tertinggi dengan menggunakan 4 fitur yakni didapatkan nilai akurasi sebesar 93.989% seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.23. Jadi data 10 detik mendapatkan akurasi maksimal dengan menggunakan metode *Backpropagation* dengan menggunakan 4 fitur, yaitu fitur QRS kompleks, RR interval, *Interval Q-R* dan Nilai bpm dengan menggunakan 4 fitur tersebut, hasil yang didapatkan sangat akurat untuk mengenali dan mengklasifikasikan 4 kelas data dengan sangat baik.

Tabel 4.32 Persentase Keberhasilan Pengenalan Pola Sinyal EKG pada Sampel Data Uji 10 Detik

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ	Persentase
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi		
Actual Class	Normal	43	1	0	0	44	97.73%
	Supraventrikular	0	27	7	0	34	79.41%
	Ventrikular	0	0	45	0	45	100%
	Atrial Fibrilasi	0	3	2	55	60	92%
Σ		43	31	54	55	183	93.99%

Tabel 4.32 menunjukkan secara detail mengenai hasil akurasi dari data uji yang terdiri dari 183 data di luar data latih, dimana kelas *normal sinus rhythm* dari 44 data, terdeteksi 43 data, 1 data tidak terdeteksi dan dikenali sebagai kelas supraventrikular dengan persentasi sebesar 97.73%, selanjutnya kelas *supraventricular arrhythmia* dari 34 data, 27 dikenali sebagai data kelas tersebut dan yang lainnya tidak terdeteksi yaitu sebanyak 7 data, 7 data tersebut dikenali sebagai *ventricular tachyarrhythmia*, didapatkan akurasi sebesar 79.41% karena banyak data yang salah dikenali. Untuk kelas *ventricular tachyarrhythmia* terdeteksi 100% yang dikenali sebagai kelasnya dan kelas *atrial fibrillation* terdiri dari 60 data, dimana 55 data terdeteksi benar dikelasnya, ada 2 data dikenali sebagai *ventricular tachyarrhythmia* dan 3 data dikenali sebagai *supraventricular arrhythmia* dengan akurasi sebesar 92%. Untuk akurasi rata-rata yang didapatkan untuk data uji 10 detik yaitu sebesar 93.99%.

Pengujian berikutnya dilakukan dengan cara cross check, yaitu menukar data latih menjadi data test dan sebaliknya data test dijadikan sebagai data latih. Hasil cross check ditunjukkan pada Tabel 4.33

Tabel 4.33 Crosscheck Data Uji

Pengujian ke-	Hasil Pengujian				Akurasi (%)
	TP	FN	FP	TN	
Data Awal	170	8	3	2	93.99
1	173	9	1	0	94.54
2	166	14	3	0	90.71
Rata-rata Akurasi					93.08

Pada Tabel 4.33 merupakan hasil pengujian dari tiga kali pengujian, hasil dari pengujian pertama merupakan pengujian data awal, hasil yang didapatkan adalah sebesar 93.989%, kemudian data tersebut dicrosscheck, crosscheck pertama diambil dari 30 % dari total data yang dijadikan data uji, di luar data pengujian sebelumnya, maka dihasilkan akurasi sebesar 94.54% dengan data yang dikenali sebanyak 173 data dan 10 data terdeteksi sebagai kelas lain, untuk cross check kedua diambil 30% dari data total sebagai data uji, sama dengan cross check yang pertama, hanya saja yang membedakan adalah lokasi pengambilan data latih dan data uji saja, setiap bagian mendapatkan perlakuan yang sama, maka didapatkan akurasi yakni sebesar 90.71% dengan data yang dikenali benar sebanyak 166 data dan salah deteksi sebanyak 17 data. Jadi total akurasi rata-rata setelah di cross check adalah 93.08%.

4.10 *K-Nearest Neighbor*

Proses klasifikasi menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* dengan data *training* sebanyak 603 dan data *testing* sebanyak 183. Pada penelitian ini digunakan nilai k yaitu 1, 3, 5, 7 dan 9 pada masing-masing fitur. Tabel 4.34 menunjukkan presentase keberhasilan KNN dalam mengklasifikasi dan mengenali pola sinyal EKG.

Tabel 4.34 Presentase pengenalan data berdasarkan nilai K

Jumlah KNN	Jenis Data	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi	Jumlah Data	Akurasi (%)	Total Akurasi (%)
1	Normal	44	0	44	100	89.617
	Abnormal	120	19	139	86.331	
3	Normal	44	0	44	100	89.944
	Abnormal	117	18	135	86.667	
5	Normal	44	0	44	100	89.944
	Abnormal	117	18	135	86.667	
7	Normal	44	0	44	100	89.944
	Abnormal	117	18	135	86.667	
9	Normal	44	0	44	100	90.710
	Abnormal	122	17	139	87.770	

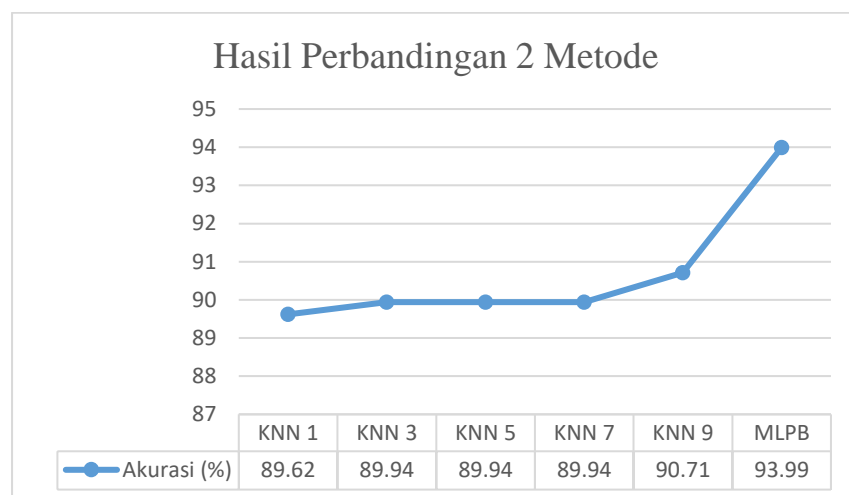
Tabel 4.34 menunjukkan bahwa ketika nilai $k = 9$, presentase akurasi metode KNN pada semua data paling tinggi yakni akurasi rata-rata adalah 90.710% yang merupakan akurasi terbaik dalam pengenalan pola sinyal EKG pada data normal dan abnormal. Akurasi paling rendah didapatkan pada nilai $k = 1$. Pada data normal $k=1$, presentase pengenalan data normal tinggi yakni 100% tetapi data yang paling banyak tidak terdeteksi juga terletak pada $k=1$ yaitu 19 data, jika nilai $k = 9$ maka presentase KNN dalam mengenali pola sinyal EKG normal adalah 100 % tetapi sama halnya dengan yang lain, metode KNN juga tidak berhasil mendeteksi sebanyak 17 data. Apabila diamati, perbedaan nilai akurasi antara $k=1$ sampai $k=9$ adalah tidak berbeda jauh, hanya beda tipis.

Dapat disimpulkan bila akurasi keberhasilan pada metode KNN dalam mengklasifikasi dan mengenali pola sinyal jantung bergantung pada nilai k . Semakin tinggi atau semakin dominan nilai k , akurasi keberhasilan klasifikasi dan pengenalan pola sinyal EKG semakin tinggi, begitupula sebaliknya. Tabel 4.35 menunjukkan hasil rekap seluruh data yang di uji menggunakan metode KNN dan hasil akurasi akhir dari metode *Backpropagation*.

Tabel 4.35 Rekap Hasil Akurasi KNN dan *Backpropagation*

Klasifikasi	Terdeteksi	Tidak Terdeteksi	Akurasi (%)
KNN 1	161	22	89.62
KNN 3	164	19	89.94
KNN 5	164	19	89.94
KNN 7	164	19	89.94
KNN 9	166	17	90.71
<i>Backpropagation</i>	172	11	93.99

Dari Tabel 4.35 dapat disimpulkan bahwa dengan Metode *Backpropagation* dapat mengenali lebih banyak data sinyal jantung berdasarkan pola sinyal EKG yaitu sebesar 93.99%, sementara metode *K-Nearest Neighbor* dengan akurasi yang paling tinggi dapat mengenali secara tepat sebesar 90.71 %. Jadi antara kedua metode perbandingan yaitu metode Multilayer perceptron backpropagation (MLP-B) dan *K-Nearest Neighbor* (KNN) terjadi kenaikan sebesar 3.28%.



Gambar 4.24 Hasil Klasifikasi menggunakan *Backpropagation* dan KNN

Pada Gambar 4.24 menunjukkan grafik yang jelas antara hasil akurasi dari kedua metode yang sudah diujicobakan. Mulai dari tahap preprocessing sehingga didapatkan fitur dari sinyal EKG yaitu dengan menggunakan 4 fitur sehingga MLP-*Backpropagation* bisa mengenali dan mengklasifikasikan 4 kelas data yaitu *Normal Sinus Rythm* dan 3 macam aritmia yaitu supraventricular aritmia, ventricular

takiaritmia dan atrial fibrilasi dengan hasil akurasi sebesar 93.99%. setelah itu dibandingkan dengan metode K-Nearest neighbour dan didapatkan hasil optimal pada saat $k=9$ yaitu sebesar 90.71%.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab terakhir penelitian ini dimuat suatu kesimpulan dan saran hasil pengujian dan pembahasan yang telah dilakukan sebelumnya. Adapun kesimpulan dan saran ini bermanfaat bagi pengembangan penelitian selanjutnya.

5.1 KESIMPULAN

Pada penelitian ini dapat ditarik beberapa kesimpulan yaitu data EKG di ekstrak menggunakan Pan-Tompkin Algorithm untuk deteksi QRS kompleks, RR interval, Q_R interval sehingga bisa menghitung nilai Bpm. Hasil ekstraksi karakteristik parameter-parameter sinyal EKG ini selanjutnya dijadikan inputan dari ANN *Backpropagation* (multilayer perceptron).

Data sinyal EKG yang optimal yakni data dengan durasi 10 detik karena lebih detail saat proses ekstraksi fitur dan pengujiannya. ANN *Backpropagation* (MLP) mampu mengenali pola yang telah diajarkan dengan tingkat keakuratan 93.989%. Kemampuan pengenalan pola terhadap data baru memperoleh tingkat akurasi rata-rata mencapai 93.08%. Sebagai metode pembanding pada penelitian ini digunakan metode *K-Nearest Neighbor* dengan akurasi tertinggi pada k=9 yakni sebesar 90.71%.

5.2 SARAN

Saran yang bisa diterapkan untuk memperbaiki hasil penelitian maupun pengembangan ke depan yaitu dapat dilanjutkan dan dikembangkan menggunakan metode ekstraksi fitur dan klasifikasi lain yang dapat meningkatkan akurasi dalam mengklasifikasikan jenis sinyal EKG. Pengenalan hasil klasifikasi diperlukan untuk kelas data yang lebih banyak dan secara real-time.

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR PUSTAKA

- A. Alwan and World Health Organization, 2011. Global status report on noncommunicable diseases 2010. Geneva. Switzerland, World Health Organization.
- Ceylan, R., Özbay, Y., Karlik, B., 2009. A novel approach for classification of ECG arrhythmias: Type-2 fuzzy clustering neural network. *Expert Syst. Appl.* 36, 6721–6726. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.08.028>
- Chia, N.G., Hau, Y.W., Jamaludin, M.N., 2017. Robust arrhythmia classifier using wavelet transform and support vector machine classification, in: *Signal Processing & Its Applications (CSPA)*, 2017 IEEE 13th International Colloquium on. IEEE, pp. 243–248.
- Cuomo, S., De Pietro, G., Farina, R., Galletti, A., Sannino, G., 2016. A revised scheme for real time ECG Signal denoising based on recursive filtering. *Biomed. Signal Process. Control* 27, 134–144. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2016.02.007>
- Das, M.K., Ari, S., 2014. ECG Beats Classification Using Mixture of Features. *Int. Sch. Res. Not.* 2014, 1–12. <https://doi.org/10.1155/2014/178436>
- Ellahi, M., Gao, Y., Rafique, M.Y., 2013. Influence of enhanced curing temperature of epoxy monomers structure on the electro-optical properties and morphology of polymer-dispersed liquid crystal films. *Editor. Board* 1.
- Herrero, G.G., Gotchev, A., Christov, I., Egiazarian, K., 2005. Feature extraction for heartbeat classification using independent component analysis and matching pursuits, in: *Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2005. *Proceedings.(ICASSP'05)*. IEEE International Conference on. IEEE, pp. iv–725.
- Jones, S.A., 2008. ECG success: exercises in ECG interpretation. F.A. Davis Company, Philadelphia.
- Martini, F., Nath, J.L., Bartholomew, E.F., 2015. *Fundamentals of anatomy & physiology*, Tenth edition. ed. Pearson, Boston.
- Mehta, S.S., Lingayat, N.S., 2009. Identification of QRS complexes in 12-lead electrocardiogram. *Expert Syst. Appl.* 36, 820–828. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.10.007>
- M. Ham, F., Ivica Kostanic, 2000. *Principles of Neurocomputing for Science and Engineering*, 1st ed. McGraw-Hill Higher Education, Singapore.
- Pan, J., Tompkins, W.J., 1985. A real-time QRS detection algorithm. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 230–236.
- Prasetyo, E., 2013. *Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab*, I. ed. Andi, Yogyakarta.
- Purnomo, M.H., Kurniawan, A., 2006. *Supervised Neura Network dan Aplikasinya*, Pertama, ed. Garaha Ilmu, Yogyakarta.
- Rizal, A., 2015. Perbandingan Skema Dekomposisi Paket Wavelet untuk Pengenalan Sinyal EKG. *J. Nas. Tek. Elektro Dan Teknol. Inf. JNTETI* 4.
- Smith, D.L., Fernhall, B., 2011. *Advanced cardiovascular exercise physiology*, Advanced exercise physiology series. Human Kinetics, Champaign, IL.

- Sornanathan, L., Khalil, I., 2010. Fitness monitoring system based on heart rate and SpO2 level, in: Information Technology and Applications in Biomedicine (ITAB), 2010 10th IEEE International Conference on. IEEE, pp. 1–5.
- Wu, X., Kumar, V., Ross Quinlan, J., Ghosh, J., Yang, Q., Motoda, H., McLachlan, G.J., Ng, A., Liu, B., Yu, P.S., Zhou, Z.-H., Steinbach, M., Hand, D.J., Steinberg, D., 2008. Top 10 algorithms in data mining. *Knowl. Inf. Syst.* 14, 1–37. <https://doi.org/10.1007/s10115-007-0114-2>

Lampiran

Untuk melihat kelas jantung mana yang salah benar dan salah identifikasi oleh Metode multilayer perceptron backpropagation.

1) Untuk data Latih dan pengujian dengan durasi 1 menit

Data Latih 1 Menit dengan 4 Fitur

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ	Persentase
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi		
Actual Class	Normal	605	78	0	34	717	84.37%
	Supraventrikular	12	398	0	21	431	92.34%
	Ventrikular	0	0	575	0	575	100%
	Atrial Fibrilasi	20	0	0	501	521	96%
Σ		637	476	575	556	2244	92.65%

Fitur QRS Kompleks dan RR Interval

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	169	13	40	0	222
	Supraventrikular	0	62	28	39	129
	Ventrikular	0	0	208	1	209
	Atrial Fibrilasi	6	15	0	153	174
Σ		175	90	276	193	734

Fitur QRS Kompleks dan *Interval Q-R*

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	172	28	22	0	222
	Supraventrikular	0	98	12	19	129
	Ventrikular	0	0	209	0	209
	Atrial Fibrilasi	6	10	0	158	174
Σ		178	136	243	177	734

Fitur QRS Kompleks dan BPM

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	170	10	41	1	222
	Supraventrikular	0	77	18	34	129
	Ventrikular	0	0	209	0	209
	Atrial Fibrilasi	13	11	0	150	174
Σ		183	98	268	185	734

Fitur R-R Interval dan *Interval Q-R*

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	200	2	18	2	222
	Supraventrikular	1	106	21	1	129
	Ventrikular	1	0	146	62	209
	Atrial Fibrilasi	89	1	24	60	174
Σ		291	109	209	125	734

Fitur R-R interval dan BPM

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	126	21	38	37	222
	Supraventrikular	29	19	45	36	129
	Ventrikular	21	19	125	44	209
	Atrial Fibrilasi	17	22	41	94	174
Σ		193	81	249	211	734

Fitur *Interval Q-R* dan BPM

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	115	45	60	3	223
	Supraventrikular	44	2	31	51	128
	Ventrikular	1	26	164	18	209
	Atrial Fibrilasi	12	2	44	116	174
Σ		172	75	299	188	734

Fitur QRS Kompleks, BPM dan R-R Interval

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	172	13	37	0	222
	Supraventrikular	0	56	32	41	129
	Ventrikular	0	0	209	0	209
	Atrial Fibrilasi	12	20	0	142	174
Σ		184	89	278	183	734

Fitur QRS Kompleks, BPM dan *Interval Q-R*

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	167	28	27	0	222
	Supraventrikular	0	102	11	16	129
	Ventrikular	0	0	209	0	209
	Atrial Fibrilasi	5	17	0	152	174
Σ		172	147	247	168	734

Fitur QRS Kompleks R-R Interval dan *Interval Q-R*

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	172	14	36	0	222
	Supraventrikular	0	91	16	22	129
	Ventrikular	0	0	208	1	209
	Atrial Fibrilasi	10	13	0	151	174
Σ		182	118	260	174	734

Fitur R-R Interval, BPM dan *Interval Q-R*

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	127	28	53	14	222
	Supraventrikular	13	33	40	43	129
	Ventrikular	33	15	136	25	209
	Atrial Fibrilasi	20	34	45	75	174
Σ		193	110	274	157	734

Data Uji 4 Fitur

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	173	22	27	0	222
	Supraventrikular	0	98	23	8	129
	Ventrikular	0	0	209	0	209
	Atrial Fibrilasi	3	7	0	164	174
Σ		176	127	259	172	734

- 2) Data Latih 10 dengan durasi 10 Detik dilakukan dengan Pengujian 4 fitur Menggunakan Metode *Backpropagation*

Data Latih dengan menggunakan 4 fitur dengan durasi 10 detik

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ	Persentase
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi		
Actual Class	Normal	124	0	0	2	126	98,92%
	Supraventrikular	0	100	0	4	104	97.16%
	Ventrikular	0	0	200	0	200	100%
	Atrial Fibrilasi	2	3	0	168	173	97.95%
Σ		126	103	200	174	603	98.51%

Fitur (Q-R, RR)

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	35	7	1	1	44
	Supraventrikular	0	29	3	2	34
	Ventrikular	0	0	45	0	45
	Atrial Fibrilasi	11	15	4	30	60
Σ		46	51	53	33	183

Fitur (RR, bpm)

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	35	8	1	0	44
	Supraventrikular	0	28	6	0	34
	Ventrikular	0	0	45	0	45
	Atrial Fibrilasi	5	15	0	40	60
Σ		40	51	52	40	183

Fitur (RR, QRS)

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	44	0	0	0	44
	Supraventrikular	0	28	3	3	34
	Ventrikular	0	0	45	0	45
	Atrial Fibrilasi	7	3	3	47	60
Σ		51	31	51	50	183

Fitur (QR, BPM)

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	42	2	0	0	44
	Supraventrikular	0	30	0	4	34
	Ventrikular	0	0	45	0	45
	Atrial Fibrilasi	4	15	0	41	60
Σ		46	47	45	45	183

Fitur (QR, QRS)

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	34	7	0	3	44
	Supraventrikular	9	13	8	4	34
	Ventrikular	7	1	33	4	45
	Atrial Fibrilasi	15	18	0	27	60
Σ		65	39	41	38	183

Fitur (QRS, Bpm)

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	42	2	0	0	44
	Supraventrikular	0	27	7	0	34
	Ventrikular	0	0	45	0	45
	Atrial Fibrilasi	4	4	0	52	60
Σ		46	33	52	52	183

Fitur (Q-R, RR interval, QRS *complex*)

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	40	4	0	0	44
	Supraventrikular	0	26	6	2	34
	Ventrikular	0	0	45	0	45
	Atrial Fibrilasi	6	4	3	47	60
Σ		46	34	54	49	183

Fitur (Q-R, Bpm, QRS *complex*)

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	43	1	0	0	44
	Supraventrikular	0	27	7	0	34
	Ventrikular	0	0	45	0	45
	Atrial Fibrilasi	3	2	0	55	60
Σ		46	30	52	55	183

Fitur (RR interval, Bpm, QRS complex)

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	43	1	0	0	44
	Supraventrikular	0	27	7	0	34
	Ventrikular	0	0	45	0	45
	Atrial Fibrilasi	6	3	1	50	60
Σ		49	31	53	50	183

Fitur (RR interval, Bpm, Q-R)

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	42	2	0	0	44
	Supraventrikular	0	29	5	0	34
	Ventrikular	0	0	45	0	45
	Atrial Fibrilasi	5	14	0	41	60
Σ		47	45	50	41	183

Penggunaan 4 Fitur dalam 10 Detik

Klasifikasi		Predicted Kelas				Σ
		Normal	Supraventrikular	Ventrikular	Atrial Fibrilasi	
Actual Class	Normal	43	1	0	0	44
	Supraventrikular	0	27	7	0	34
	Ventrikular	0	0	45	0	45
	Atrial Fibrilasi	0	3	2	55	60
Σ		43	31	54	55	183

Halaman ini sengaja dikosongkan



Vika Octaviani dilahirkan di Lempur Mudik, 7 Oktober 1990. Merupakan anak pertama dari tiga bersaudara pasangan Bapak Drs. Hafni dan Ibu Yarnita. Penulis memulai pendidikan di Sekolah Dasar Negeri 196/III Lempur Mudik pada tahun 1996-2002, kemudian melanjutkan pendidikan di Sekolah Menengah Pertama (SMP) Negeri 1 Gunung Raya pada tahun 2002-2005. Selanjutnya penulis melanjutkan di Sekolah Menengah Atas (SMA) Negeri 1 Gunung Raya pada tahun 2005-2008. Setelah itu penulis menempuh pendidikan tinggi pada Program Sarjana di Universitas Negeri Padang di Sumatera Barat, mengambil program studi Pendidikan Teknik Elektronika dan menyelesaikan pendidikan pada tahun 2014 dengan Gelar Sarjana Pendidikan (S.Pd). Setelah menyelesaikan pendidikan tahap sarjana, penulis melanjutkan pendidikan di Program Magister Jurusan Teknik Elektro Institut Teknologi Sepuluh Nopember dengan bidang keahlian Jaringan Cerdas Multimedia pada tahun 2015.

e-mail : vika15@mhs.ee.its.ac.id, vika071090@gmail.com